

携帯電話カメラでの捕虫シート撮影による害虫発生数の監視

石山 塁^{†1} 有馬 誠一^{†2} 上加 裕子^{†3}

農業現場に取り入れられてきている IPM（総合的病虫害管理）が効果を発揮するためには、現場の害虫発生量を精密に監視する必要がある。この作業を日常業務内で迅速に低コストで行うことは、現場作業者のスキルに大きく依存しているという課題がある。本報告では、携帯端末で捕虫シートの写真を撮影するだけで、簡便に害虫発生量を監視できるクラウドサービスを提案し、実際に植物工場で集めた画像に対し、捕獲した数百匹の害虫数を手動計測した正解データを用意し、画像処理の有効性を評価したので報告する。単純なアルゴリズムながらも多地点でのデータ収集に十分活用できることがわかった。画像認識クラウドサービスによりデータ収集を容易化しマッピングデータを得ることができれば、大規模施設における局所的な収量差の改善や、外部からの病虫害の侵入予察など、有益な知見が得られる可能性を示した。今後、広域かつ時系列の画像データ収集を行い、異常発生 of 兆候検出が可能であるかを検討したい。

Monitoring Pest Population by Shooting Trap Sheets with Mobile Phone Camera

RUI ISHIYAMA^{†1} SEIICHI ARIMA² YUKO UEKA^{†3}

The integrated pest management (IPM) is widely-used methodology among agri-food industries, but the common problem is that its effectiveness strongly depends on the skills of the operators working in the field. In this study, we propose a system for monitoring the pest population by taking a photo of a trap sheet and recognizing it automatically. Our system is used to collect detailed monitoring data over the fields without requiring the operators' skill and time-consuming work. As experimental data set, sheet images were collected in the real agriculture field, then the image processing engine to recognize the number of trapped pests was tested. The proposed system makes it practical to collect detailed mapping data of pest population in and around the field. The implementation of the system is future work, but our analysis of the manually collected data extracted the valuable information, such as the local differences in the plant environments and the forecasts of invading pests from outside.

1. はじめに

農薬や栽培技術の進歩により、農業生産の安定性と品質は飛躍的に向上してきた。歴史的に大きな食料危機をもたらしてきた病虫害による被害も、消費者目線ではもはや実感のないものになりつつある。しかし依然として、病虫害被害は農業経営における一大リスクであり、売上数十パーセントにおよぶという調査もある。

害虫の確実な防除は、現場作業者の熟練（よく言われる経験と勘）に強く依存している。近年、環境保護や作物の安全性、防除にかかるコストの低減など様々な問題を統合的に改善する IPM(統合的病虫害管理) の導入が進められている[1][2][3]。同手法が効果を発揮するためには、現在の害虫発生状況を地理的・時間的に密に監視する必要がある。

最も一般的な害虫監視手法は、粘着捕虫シート（図 1）の設置と目視観察である[4]。これは発生状況の監視と防除効果を兼ねており、栽培施設の管理すべきポイント（出入口や作付け境界、一定の間隔など）に設置し、その捕獲数を日々観察することで、予察の基礎データが得られる。捕殺数のカウント作業自体は何ら難しいことではないが、一般の人が短時間に行うことは難しい。さらに、平常時においてはその変化量は微小であるため、作業者にとって徒労感が大きい作業である。したがって、一瞥するだけでその変化を認識できるような熟練者を除き、実際に綿密な監視

を行うことは、工数的に非現実的なのが実情である。

つまり、害虫発生状況の常時・多地点の監視が IPM 成功のカギであるが、その作業コストが高いために現実的でないことが課題である。今後確実に進む農業者の世代交代や農地の大規模化によって、そうした作業を効率よく行える熟練者を現場に配置することはますます困難となっていく。したがって、非熟練の作業者でも精密な害虫監視を低コストで行えるよう支援する ICT システムが期待されている。



図 1：栽培施設内に設置された捕虫シート

Figure 1 Pest trap sheet in a greenhouse.

2. 捕虫シート撮影による害虫監視

従来から、研究レベルでは害虫の捕獲数を自動監視するシステムが提案されてきており、商品化されたものもある[5][6][7]。しかし、いずれも専用の特殊な捕獲装置やスキャナなどのハードウェア専用装置を使っており、多地点・広域での導入・運用はコスト的に困難といえる。このため、圃場全体を監視するようなシステムは一般的でなく、研究用にとどまっているものが多い。本研究では、特殊なハードウェアを用いず低コストで導入可能であり、特に知識のない作業員でも日常業務の合間に簡単に害虫発生状況を計測・記録でき、クラウドサービスによって時系列データを蓄積し、警報・駆除指令等の情報提供を自動的に行える、害虫監視システムの実現を目指している。本報告では、その一案として、図2に示すように、携帯端末（スマートフォン）のカメラ機能を用いて捕虫シートを撮影、サーバへ画像を自動アップロードし、画像処理によって害虫の種類別発生数を自動認識するシステムを提案する。

スマートフォンのカメラは高解像度化が進んでおり、小さな虫を認識するにも十分な画質が得られる。低コストで導入可能な害虫監視システムを実現し、現場導入を促進することで、広域かつ詳細な害虫発生データを集めることが可能になる。圃場内には数多くの捕虫シートが存在するが、携帯電話の位置計測機能を利用して画像に位置情報を埋め込めば、日時と共に記録の手間も一切なくすることができる。大量の捕虫シート画像を安価かつ大量に集めることが用意であり、これをビッグデータとして解析することで、IPM効果の向上、高精度な害虫警報サービスをはじめ、安定かつ高品質な農業生産に貢献する様々な情報サービスの創出が可能である。IPMに必要な害虫監視の要素技術は、害虫の種類（有害・無害等）判定と、数のカウントの2つである（図2）。最終的な研究目標は、複数種類の害虫が混在して捕獲される捕虫シートの画像に対し、種類判定と数のカウントの両方を実現することである。しかし、背景や照明の変化、画像の解像度やブレ・ボケ、虫の重なりや損傷などによる形状変化など、困難な要因も多い。

本報告では、捕虫シートを携帯電話のカメラで撮影した画像から、害虫の捕獲数を単純にカウントするのみの画像処理について、基礎的なアルゴリズムを実装し、実データで評価した結果を報告する。愛媛大学の植物工場において、実際に設置されていた捕虫シートを携帯電話カメラで撮影した画像に対し、手動で害虫数の正解データを入力したデータセットを用意した。そして、害虫捕獲数カウントのための画像認識エンジンの試作と性能評価を行ったので報告する。

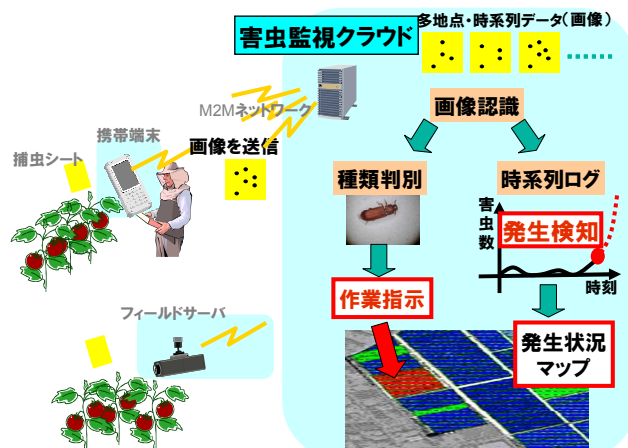


図2：画像認識による害虫監視クラウドサービス

Figure 2 Pest monitoring system by recognition of images captured and uploaded by mobile phone cameras.

3. 捕虫シート画像の収集と正解付け

一般の屋外、露地栽培や密閉度の低い施設園芸の現場では、サイズや形状が多様な昆虫が多種混じって捕獲される。したがって、画像認識によってそれらを（種類別に）カウントすることは容易でない。本研究ではまず、捕獲される害虫が単一種である場合、すなわち、閉鎖度の高いグリーンハウスや植物工場をターゲットとした基礎評価を行う。こうした閉鎖度の高い施設では、防除手段として防虫ネット等を用いており、それでも侵入・発生してしまう監視対象となる害虫の種類は限定される。IPMの高度な運用が行われているのもこうした施設である。

本研究では、太陽光型植物工場において、実際に栽培がおこなわれている環境に3週間設置した捕虫シートを、携帯電話の内蔵カメラで撮影した画像を収集した。画像の例を図3に示す。画像の解像度は1424x2144画素（3メガピクセル）のJPEG画像であり、近年の携帯電話ならほぼどの機種でも撮影可能な画質レベルである。圃場内の3か所にそれぞれ14種類の捕虫効果の異なるシート（捕虫効果を高める穴あき・模様ありなど）が設置され、各シートの両面をそれぞれ撮影している。画像は合計84枚あり、各画像に対し捕獲された害虫の数を人手で数えた正解データを付与した。

画像は特に画像処理を意図して撮影されたものではなく、背景には栽培中の農場（植物やグリーンハウス壁面）が写っている。シート自体にも、メーカー名の印字、手動計測のための補助線、設置のためのワイヤー、捕虫効果を高める穴など、ノイズとなりうるものが写りこんでいる。今回の画像は残念ながら時系列に撮影されたものではないが、3か所の異なる場所で捕虫効果が異なる複数のシートを撮影しており、各画像での捕獲数が30～300匹と大きな差があるので、認識精度の評価が可能である。

4. 2 値化と Blob ラベリングによるカウント

具体的なアルゴリズムを図4に示す。まず、画像から捕虫シート以外に写っている背景の除去が必要である。捕虫シートは一般的に昆虫を引き付ける蛍光色（黄色または青色）であるので、カメラ画像でも純粋な黄色として安定に撮影できる。そこで、シート色をキーとした領域抽出を行うため、色空間を YCrCb に変換し、Cb 画像に対して大津二値化法を適用し、最大領域を取ることによってシート領域を検出した。

次に、シート領域内に対して大津二値化法によって虫領域を分離し、Connected Component Analysis[8][9][10]による blob のラベリング処理を行い、害虫数をカウントした。本実験では文献[10]のアルゴリズムを実装したソフトウェアaを利用した。

この際、捕虫シートに印刷されている点線や文字がノイズとなり Blob として誤検出される。シートに印刷された点線は十分細いため、モルフォロジフィルタによって消去できた(矩形カーネルによる erode/ dilate フィルタを適用し、ノイズを除去)。文字やシートに開けられた穴（あるいは丸い模様）は大きすぎて消去できないが、逆に虫のサイズに対して十分大きいので、抽出された Blob の面積に対して上限閾値を設けることでカウントから除去できた。

5. 実験結果

前節で述べたアルゴリズムによる画像計数の精度を評価するため、人手による計数結果との比較を行った。図5に正解データと画像計数結果の相関を示す。計数精度は標準偏差 14.5 匹であった。前述したとおり、複数の虫の重なりを考慮していないため、全体として少な目にカウントする傾向が見られた。また、シートに元々印刷された文字や破線もカウントしてしまうため、オフセットが乗った数値としてカウントされたと考えられる。正解値とカウント数を線形回帰すると、

$$(\text{正解値}) = 1.098 \times (\text{カウント数}) - 7.191$$

となり、補正値の誤差は標準偏差 12.2 となった。係数>1 であることと、オフセット<0 であることが、上述した誤差要因を裏付けていると考えられる。

本アルゴリズムは絶対的な精度は高くないが、計測の手軽さをもって多地点での時系列計測を実現し、相対的な傾向を見るには有効であると考えられる。

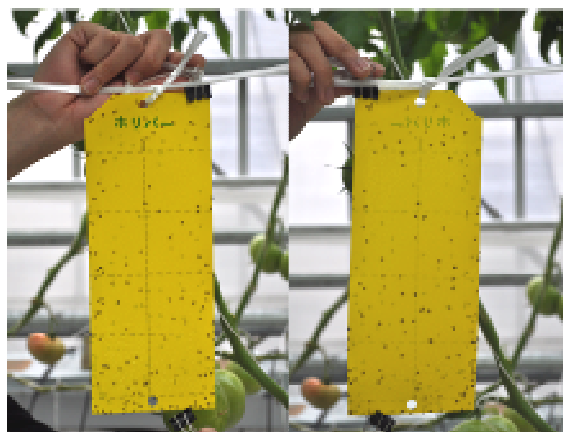


図3 今回収集した捕虫シート画像の例。左：表面，右：裏面。シートのメーカー名や、人手による計測のために使う破線などが印刷されている。また、他のシートでは、穴や丸斑点模様などが印刷されている（捕虫効果を高めるためのもの）。

Figure 3 Examples of trap sheet images. (Left) front face. (Right) back face. Logo of sheet supplier and guide lines are printed. Some sheets have holes and circles to enforce trapping efficiencies.

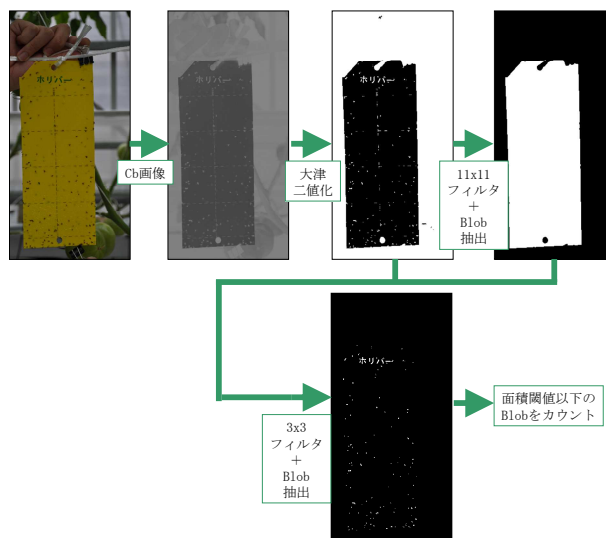


図4 捕虫シートの画像から捕獲された害虫数をカウントする画像処理アルゴリズム

Figure 4 Image recognition algorithm for counting trapped pests on sheet.

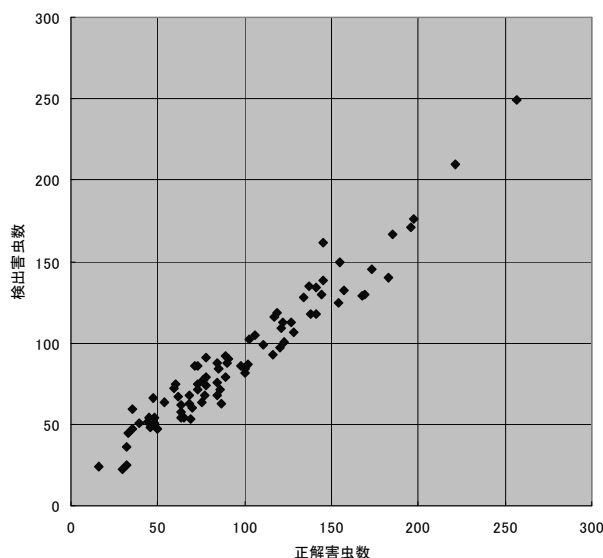


図 5 捕虫シートに捕獲された害虫数の正解と、画像認識によるカウント結果の相関

Figure 5 Correlation between actual number of trapped pests (manually counted) (x-axis) and automatically counted number by the algorithm (y-axis).

6. 害虫発生状況マッピングの有効性検証

本研究の画像処理アルゴリズムを実際にクラウドサービスとして稼働させ、現場でのデータ収集を行う実証実験は今後の課題であるが、害虫発生状況をマッピングすることで、害虫防除に有効な様々な情報が得られることについて、画像処理の実験データとして集めたカウント結果によって検証したのでここに紹介する。以下に示したようなマッピングデータの取得に、現状では膨大な手作業を要しているが、画像処理とクラウドサービスによって自動化し、実用可能とすることが、本研究の最終目的である。

愛媛大学植物工場研究センター植物工場A周辺と植物工場B内に害虫捕殺粘着シートを設置し、デジタルカメラによる画像入力、目視による害虫の同定と捕殺数のカウント、害虫マップの作成を行った結果、以下の知見が得られた。

(1) 圃場内の発生ピーク時期・場所の把握

植物工場B内における害虫捕殺粘着シートを用いた害虫発生情報マップを作成した(図6)。時系列に沿った害虫発生データをマップ化することで、害虫の発生ピーク期や発生ポイントを把握することができた。発生ピーク期は、クロバネキノコバエ類は8月下旬と11月上旬、コナジラミ類は9月下旬であった。また、主な発生ポイントが特定でき、効果的な対策案の立案に有効な情報が得られた。

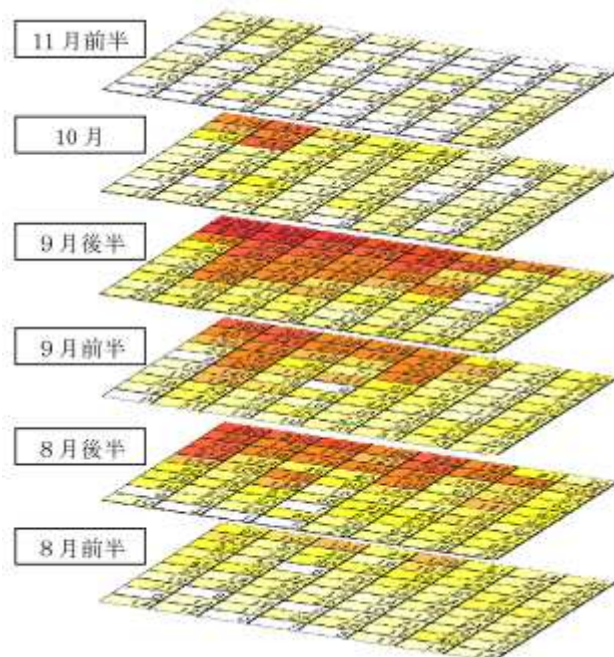


図 6 植物工場Bのコナジラミ類発生状況の経時変化
Figure 6 Mappings of number of trapped whiteflies in greenhouse B in time series.

また、植物工場内でも、部屋によって害虫発生状況が異なることが明らかとなった。気温や湿度、日射量、部屋の位置、循環扇の運転などの環境要因が関係していると考えられる。

大規模な施設園芸では、このような施設内の局所的な環境要因のムラ(平面分布)が収穫量に影響していることが課題となっている。収穫量の少ないブロックの解消によって植物工場全体で収穫量を2割も増加できるという試算もあり、このような細やかなマッピング情報を得て、適切な改善を行うことが、農業経営上極めて有益である。

(2) 圃場外部の監視による発生(侵入)予察

そもそも、害虫は圃場自体内部から発生するものではなく、外部環境から持ち込まれるものが大半である。害虫監視を低コストにすれば、圃場内部だけでなく外部をも監視対象に加えることで、そこから襲来する害虫の状況を予察することも可能と考えられる。その基礎検討もあわせて行ったので紹介する。

植物工場A周辺に設置したシート(図7)を用いて害虫発生状況をマッピングし比較した。コナジラミ類についての結果を図8に示す。場所的には、植物工場A北側入口付近に多い傾向がみられた。これは、近くに手入れの行き届いていない草地があり、発生源となっている可能性が高い。コナジラミ類は植物工場内でも発生がみられる害虫であり、また、時系列の発生状況が室内と近似している。

以上のことは、野外での害虫発生モニタリングが、植物

工場内部の害虫防除にも有効な情報になることを示唆しているといえる。圃場外の害虫発生（飛来）状況を監視できれば、圃場内への発生源や侵入経路の解明などに応用可能であり、屋内における害虫防除にも有効であると言える。つまり、本研究のような、携帯端末と画像処理による同定・カウントが可能となり、害虫発生モニタリングシステムを広範囲で導入することが実現されれば、害虫防除の大幅な効率化が期待でき、IPM が飛躍的に高度化すると考えられる。



図 7 植物工場 A 周辺の粘着シート設置状況

Figure 7 Trap sheets for monitoring outside of greenhouse.

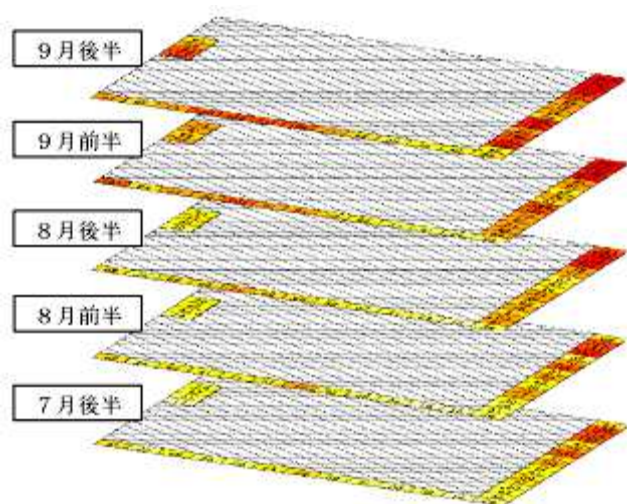


図 8 植物工場 A 周辺におけるコナジラミ類発生状況の経時変化

Figure 8 Mappings of number of trapped whiteflies outside of greenhouse A in time series.

7. おわりに

農業・食品業界をはじめ多方面で導入が進む IPM（統合的害虫管理）の実効性のカギとなる害虫監視手段として、携帯端末と画像認識を用いる手法を提案した。その基本要素技術になる、画像認識による害虫数の計数を行うアルゴリズムを試作し、評価した。実際の栽培現場（植物工場）に 3 週間設置し、30～300 匹を捕獲した捕虫シートを携帯電話で撮影した実画像 84 枚に対し、標準偏差 12 の精度で計数可能なことを確認した。

現アルゴリズムは基礎的なものであり、重なって捕獲された害虫が一つの Blob として少なくカウントされるなど、まだまだ改良の余地がある。それでも、捕獲数 200 匹程度までの捕虫シートについては良好に計数できることが確認できた。

一方、実際のシートの試用期間は数か月におよび、その場合の捕獲数は比例して多くなり、害虫の重なりが増えて誤差が大きくなることが分かっている。画像認識アルゴリズムの改良として、抽出した Blob のサイズや画像特徴を用いて、重なりや害虫種別を識別する処理も開発していく予定である。また、捕虫シートのコストは数百円/枚程度であり、シートを早期に交換することでも対応可能と考えられる。

本研究の目指すところは、多地点かつ時系列での害虫数監視を実現し、統計的に発生傾向を掴むことである。1 枚のシートだけでの観測結果はノイズを含む一方で真値の変化が少なく、真値の微小な変化を認識するのは難しいと考えられるが、多地点・時系列でのデータを統合することで微細な発生兆候を検出できると期待される。本報告で検討したアルゴリズムは、画像処理としては単純なものであるが、従来の IPM 実施においてできなかったような、多地点での害虫発生数把握を実現できると期待している。

このように画像認識クラウドサービスによりデータ収集を容易化し、広域かつ時系列の害虫発生マッピングデータを得ることができれば、大規模施設における局所的な収量差の改善や、外部からの病虫害の侵入予察など、有益な知見が得られる可能性を示した。従来、こうした知見・予見は農業者の人的スキル、いわゆる経験と勘に依存するところが大きかったが、それを現実的な低コスト・低作業量で定量データとして明らかにできる可能性を示した。

今後、実際の農業現場で多地点および時系列でのデータ、特に、異常発生などの被害発生時を含むデータを収集することができれば、異常検知が可能であるか（そのために十分なカウント精度はどの程度であるか）という実用上の有効性を示すことが今後の課題である。

参考文献

- 1) 農林水産省, 総合的病虫害・雑草管理 (IPM) 実践指針, (2012)
http://www.maff.go.jp/j/syouan/syokubo/gaicu/g_ipm/

- 2) 農業・食品産業技術総合研究機構 中央農業総合研究センター,
生物機能を活用した病害虫・雑草管理と肥料削減：最新技術集,
http://narc.naro.affrc.go.jp/chousei/shiryou/kankou/ipm_s/
- 3) 貯蔵食品の害虫防除技術と I P M, 植物防疫, 1986 年 7 月
- 4) 篠田一孝, 佐々木力也: 食品工場及び倉庫における害虫管理に
果たすフェロモントラップの役割, FAOPM Australia (2006)
- 5) 中野 昭雄, 藤原 伸幸, 寺田 賢治: 画像処理による微小害虫
の自動カウント, 植物防疫, Vol.65, No.1, 43~46 頁, 2011 年.
- 6) 佐藤 安志, 小野田 初男, 高岡 秀明, 電撃型自動計数フェロモ
ントラップの開発, 日本応用動物昆虫学会大会要旨 (44), 48, 2000
- 7) ニューリー株式会社, 捕虫シート・スキャンイメージ自動計数
システム, ' 06 国際画像機器展
http://www.newly.co.jp/news/news_061204a.htm
- 8) H. Samet and M. Tamminen (1988). "Efficient Component Labeling
of Images of Arbitrary Dimension Represented by Linear Bintree".
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 10:
579
- 9) Suzuki, S. and Abe, K., Topological Structural Analysis of Digitized
Binary Images by Border Following. CVGIP 30 1, pp 32-46 (1985)
- 10) Fu Chang, Chun-Jen Chen and Chi-Jen Lu, "A linear-time
component-labeling algorithm using contour tracing technique",
Computer Vision and Image Understanding, vol. 93, pp. 206--220
(2004)