سومین کنفرانس ماشین بینایی
و پردازش تصویر ایران
تهران، ۵ و ۶ اسفند ماه ۱۳۸۳
The Third Conference on
Machine Vision, Image Processing
& Applications (MVIP 2005)
Tehran, Iran, Feb. 23-24, 2005

هفتادمین سال تاسیس دانشگاه تهران - ۱۳۸۳

کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در پردازش تصاویر: یافتن لبه

فرشاد مارچینی محمدرضا میبدی

آزمایشگاه محاسبات نرم، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات
دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

و

مرکز تحقیقات فیزیک نظری(IPM)، پژوهشکده علوم کامپیوتر، تهران، ایران

چکیده: اتوماتای یادگیر سلولی مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده ای تشکیل شده است و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل ، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می توانند رفتار پیچیده ای از خود نشان دهند. در این مقاله روشی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای یافتن لبه در تصاویر ارایه میگردد و با تعدادی از روشهای گزارش شده مانند اپراتورهای پرووویت، روبرتز، اپراتور سوبل و اپراتور کنی مقایسه میگردد. از مشخصه های روش پیشنهادی توزیعی بودن آن میباشد. همچنین این روش متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که پیاده سازی آنها را ساده تر می سازد. نتایج آزمایشها نشان داده است که روش مبتنی بر اتوماتای سلولی یادگیر در مقایسه با روشهای موجود از کارایی بالاتری در تشخیص لبه های تصویر برخوردار است.

واژه های کلیدی: اتوماتای یادگیر، اتوماتای یادگیرسلولی، پردازش تصویر، لبه های تصویر

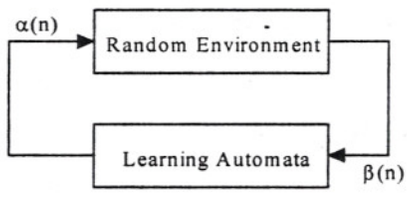
۱- مقدمه

تکنیکهای پردازش تصویر و شناسائی الگو کاربردهای فراوانی در پزشکی، صنعت، بینائی ماشین و کنترل دارد [2] . در بینائی ماشین و پردازش تصویر با استفاده از بعضی عملیات ریاضی نظیر تشخیص لبه بوسیله گرادیان و یا اعمال فیلترهای مناسب ویژگیهای تصویر نظیر لبه ها , خطوط , انحناها , گوشه ها و مرزها را می توان استخراج کرد. استخراج این ویژگیها، نمایش و تحلیل صحنه های تصویر را آسان تر می سازد. در سالهای اخیر الگوریتمهای مختلفی برای استخراج ویژگیهای تصویر ارائه شده است[7] [1] [12] . به عنوان مثال Liow با جستجوی مرزها روشی برای یافتن مسیرهای بسته ارائه داد[5].Meir از تشابه نواحی برای یافتن لبه ها استفاده کرد [7]و Kim ویژگیهای توپولوژیکی را مستقیماً از تصویر استخراج کرد[11]. در روشهای موجود برای استخراج ویژگیها ، کلیه الگوهای ویژگیها باید جستجو و شناسائی شده و مشخص گردند. در این روشها نتایج بدست آمده حساس به نویز میباشند. همچنین در بسیاری از این روشها استخراج ویژگیها وابسته به پیچیدگی الگوهای تصویر می باشد. قبل از استخراج ویژگیها از روشهای حذف نویز برای بهبود کیفیت تصویر و قسمت بندی تصویر برای جداسازی نواحی مورد نظر استفاده می شود.

در این مقاله روشی مبتنی بر اتوماتایی یادگیر سلولی برای یافتن لبه در تصاویر ارایه میگردد و با تعدادی از روشهای پیکسل یک اتوماتای یادگیر سلولی بر روی شبکه دو بعدی تصویر در نظر گرفته می شود. هر اتوماتا از طریق تعامل با همسایگانش رفتار خود را اصلاح می کند. از مشخصه های روشهای پیشنهادی توزیعی بودن آنها است. همچنین این روشها متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که پیاده سازی آنها را ساده تر می سازد. نتایج آزمایشها نشان داده است که روش مبتنی بر اتوماتای سلولی یادگیر در مقایسه با روشهای دیگر از کارایی بالاتری در تشخیص لبه ها برخوردار است. ادامه مقاله به شرح زیر است. در بخش ۲ و ۳ به ترتیب به معرفی اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی میپردازیم. بخش ۴ روشهای یافتن لبه مورد بررسی قرار میگیرد. بخش ۵ اختصاص به ارایه الگوریتم پیشنهادی و نتایج آزمایشها دارد. بخش نهایی نتیجه گیری میباشد.

۲- اتوماتاهای یادگیر

اتوماتای یادگیر یک مدل انتزاعی است که تعداد معدودی عمل را می تواند انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی شده و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده وعمل خود را برای مرحله بعد انتخاب می کند.[11][6 . شکل ۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط را نشان می دهد.



شکل ۱: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

محیط[1] را می توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها ، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_m\}$ مجموعه خروجیها و $c \equiv \{c_1, c_2, ..., c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه می باشد. هر گاه β مجموعه دو عضوی باشد ، محیط از نوع P می باشد. در چنین محیطی گزارش شده مانند اپراتورهای پرویت، روبرتز، اپراتور سوبل، اپراتور کنی مقایسه میگردد. . در روش پیشنهادی به ازای هر $\beta_1 = 1$ به عنوان جریمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می شود. در محیط از نوع Q ، $\beta(n)$ می تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله [0,1] و در محیط از نوعیک مقدار از مقادیر محدود در فاصله [0,1] و در محیط از نوع S $\beta(n)$متغیر تصادفی در فاصله [0,1] است. c_i احتمال اینکه عمل α_i نتیجه نامطلوب[2] داشته باشد می باشد. در محیط ایستا[3] مقادیر c_i بدون تغییر می مانند ، حال آنکه در محیط غیر ایستا[4] این مقادیر در طی زمان تغییر می کنند. اتوماتای یادگیربه دو گروه با ساختار ثابت و با ساختار متغیر تقسیم می گردند. در ادامه این بخش بطور اختصار به شرح اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر که در این مقاله از ان استفاده شده است میپردازیم.

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر[5]: توسط ٤ تائی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داده می شود که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه عمل های اتوماتا $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا $p \equiv \{p_1, p_2, ..., p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هر یک از عملها و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می باشد. در این نوع از اتوماتاها، اگر عمل α_i در مرحله n ام انتخاب شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ افزایش یافته و سایر احتمالها کاهش می یابند و برای پاسخ نامطلوب احتمال $p_i(n)$ کاهش یافته و سایر احتمالها افزایش می یابند. در هر حال، تغییرات به گونه ای صورت می گیرد تا حاصل جمع $p_i(n)$ها همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند..الگوریتم زیر یک نمونه ازالگوریتمهای یادگیری خطی در اتوماتای با ساختار ثابت است[11].

الف- پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)]$$
$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n) \qquad \forall j \quad j \neq i$$

ب- پاسخ نامطلوب

---

[1] Environment

[2] Unfavourable
[3] Stationary
[4] Non-Stationary
[5] Variable Structure

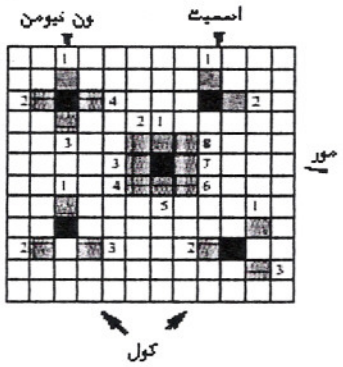
$$p_i(n+1) = (1-b)\,p_i(n)$$
$$p_j(n+1) = \frac{b}{r-1} + (1-b)\,p_j(n) \qquad \forall j \quad j \neq i$$

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می باشد. با توجه به مقادیر a و b سه حالت را می توان در نظر گرفت. زمانیکه a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را[6] L_{RP} می نامیم، زمانیکه b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را $L_{R\varepsilon P}$[7] می نامیم و زمانیکه b مساوی صفر باشد، الگوریتم را L_{RI}[8] می نامیم. برای مطالعه بیشتر در باره اتوماتاهای یادگیر می توان به [4] [8] [11] [6] مراجعه کرد.

۳- اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی که اخیراً پیشنهاد شده است مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده ای تشکیل شده اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل ، از طریق کنش و واکنش با یکدیگر می توانند رفتار پیچیده ای از خود نشان دهند. یک اتوماتای یادگیر سلولی ، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز می باشد که وضعیت این سلول را مشخص می سازد. مانند اتوماتای سلولی [14]، یک قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتای در یک سلول بایستی پاداش داده شود ویا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز در آوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی بمنظور نیل به یک هدف مشخص می گردد.

. در اتوماتای یادگیر سلولی می توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می توان به عنوان همسایه در نظر گرفت اما معمولترین آنها همسایگی ون نیومن ، مور ، اسمیت و کول می باشند که به نزدیکترین همسایگان مشهور می باشند. این همسایگی ها در شکل ۲ نشان داده شده اند.

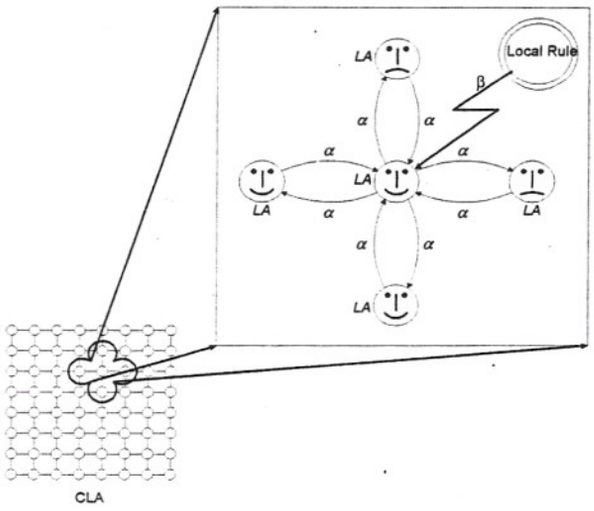


شکل ۲ : همسایگی ون نیومن(بالا سمت چپ) ، مور(مرکز) ، اسمیت(بالا سمت راست) و کول(پائین)

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی : عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می کند این عمل می تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جریمه می شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی اتوماتا بهنگام می گردد. معمولاً عمل به روز در آوردن تمام اتوماتاها به صورت همزمان انجام می شود. بعد از به روز در آوردن، هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می دهد. فرایند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانیکه سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده ای بر قرار شود ادامه می یابد. عمل بهنگام سازی ساختار اتوماتاهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می شود. در حاکت کلی در یک اتوماتای یادگیر سلولی اگر همه حالتها با هم تغییر کنند آن را همزمان گویند و اگر در هر لحظه یک حالت تغییر کند آن را سریال و اگر حالتها به صورت تصادفی یکنواخت تغییر کنند آن را غیر همزمان می نامند. شکل ۳ اتوماتای یادگیر سلولی را نشان می دهد که در آن از همسایگی von Neumanاستفاده شده است. در این شکل،اتوماتاهایی که خوشحال هستند در

[6] Linear Reward Penalty
[7] Linear Reward Epsilon Penalty
[8] Linear Reward Inaction

مرحله قبل پاداش و اتوماتاهایی که ناراحت هستند در مرحله قبل جریمه شده اند.



شکل ۳ : اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

قوانین: قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی مانند اتوماتای سلولی به سه دسته *general*، *totalistic* و *outer totalistic* تقسیم می گردند [10][14]. در قوانین *general* مقدار یک سلول در مرحله بعدی به مقادیر همسایه های آن سلول بستگی دارد. در قوانین *totalistic* مقدار یک سلول تنها به مجموع همسایه های آن سلول بستگی داردو در قوانین *outer totalistic* مقدار یک سلول در مرحله بعدی هم به مقادیر همسایه های آن سلول و هم به خود سلول بستگی دارد.

آنتروپی اتوماتای یادگیر: آنتروپی معیاری است برای اندازه گیری میزان اطلاعاتی که توسط یک منبع تولید میشود و یا توسط فرد شاهد دریافت میگردد. در مدل اتوماتای یادگیر سلولی ، آنتروپی به عنوان معیاری برای سنجش میزان کارایی و بررسی سیستم مورد استفاده قرار گرفته است . بدین صورت که وقتی اتوماتاهای محیط قادر باشند که عمل بهینه را بیابند ،احتمال انتخاب آن عمل بیشتر شده و در نتیجه آنتروپی اتوماتاها و به طبع آن آنتروپی سیستم کاهش می یابد . آنتروپی یک اتوماتای یادگیر L_{ij} در CLA با مجموعهٔ اعمال $\{a_1, a_2, ...a_r\}$ برابراست با :

$$E_{ij} = -\sum_{k=1}^{r} P(a_k)\log(P(a_k))$$

که در رابطهٔ بالا $P(a_i)$ احتمال انتخاب عمل a_i توسط اتوماتای یادگیر میباشد . آنتروپی CLA به صورت زیر تعریف میشود .

$$E = \sum_i \sum_j E_{ij}$$

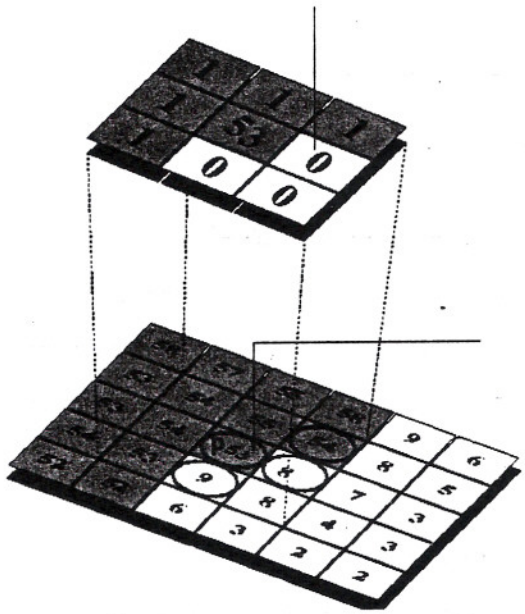
برای اطلا عات بیشتر در باره اتوماتای یادگیر سلولی و کاربرد های آن می توان به مراجع [9] [15-27] مراجعه نمود.

کاربرد اتوماتای یادگیر سلولی در استخراج ویژگی: در یک تصویر برخی از پیکسلها دارای ویژگی خاصی هستند که آنها را از همسایگان خود متمایز می سازد . این پیکسلها را پیکسلهای ویژگی می نامند. هدف اتوماتای یادگیر سلولی یافتن و مشخص کردن این پیکسلها از سایر پیکسلهای تصویر است. تشخیص یک پیکسل به عنوان پیکسل ویژگی توسط اتوماتای یادگیر سلولی با اعمال قانون محلی در فضای همسایگی هر پیکسل انجام می شود. در مدل پیشنهادی در این مقاله به ازای هر پیکسل یک اتوماتا در نظر گرفته می شود. هر اتوماتا دارای دو اقدام است. یکی از اقدامها را وجود ویژگی مورد جستجو و اقدام دیگر را عدم وجود ویژگی مورد جستجو در آن پیکسل در نظر می گیریم. هر اتوماتا یکی از اقدامهای خود را انتخاب کرده و آن را با اقدام همسایگان خود مقایسه می کند و بر اساس این مقایسه عمل خود را تثبیت میکند و یا آن را تغییر می دهد. قانون محلی بمنظور دادن پاداش و یا جریمه بدین شرح است. در ابتدا تعداد پیکسلهای همسایگانی که دارای عمل انتخابی (سطح خاکستری) نزدیک به پیکسل مرکزی می باشند تعیین میشود. اگراین تعداد از یک تعداد آستانه بیشتر باشد به اقدام انتخاب شده پاداش داده می شود و در غیر اینصورت جریمه می گردد. تعیین تعداد آستانه بستگی به نوع ویژگی مورد نظر دارد. به عنوان مثال همانگونه که در شکل ۴ نشان داده شده است تعداد پنج اتوماتا همسایه سلول با مقدار ۵۳ دارای سطح خاکستری نزدیک به آن میباشد. برای کاربردهای اتوماتای سلولی یادگیردر پردازش تصاویر میتوان به[19-22] [15-17] [24]مراجعه نمود.

۴- روشهای یافتن لبه ها

در سیستم بینایی انسان، لبه ها در تصاویر بسیار مهم هستند و میتوان گفت که شناسایی غالبا از طرح ابتدایی لبه ها میسر

است. غالبا تشخیص لبه اشیا در دو مرحله انجام میپذیرد: ۱- *یافتن نقاط کاندید روی لبه و ۲- بازبینی و ترکیب نقاط برای لبه*. یکی از روشهای تشخیص لبه استفاده از اپراتور های لبه میباشد. اپراتور های لبه به سه دستهٔکلی تقسیم میشوند: اپراتور هایی که از تقریب اپراتور مشتق به دست می آیند، اپراتور هایی که از کلیشه های متعدد برای امتدادهای مختلف استفاده میکنند و اپراتور های که از روشهای پیشرفته استفاده میکنند. این گونه از اپراتور ها وجود لبه های محلی را تشخیص میدهند ولی باید به این نکته توجه داشت که چون لبه ها پدیده های فرکانس بالا هستند ، عموما" اپراتور های تشخیص لبه به نویز هم حساس هستند و در نتیجه پدیده ای به نام لبه های غیر واقعی به وجود می آید. از نمونه های لبه های غیر واقعی میتوان به *لبه های روشنایی* که به واسطهٔ وضعیت نور پردازی به جای لبه های واقعی دیده میشوند، *نویز* که یکی از مهمترین حالات اشتباه است که در بسیاری از اپراتور ها به عنوان لبه در نظر گرفته میشود و *وجود بافت اضافی* که باعث تشخیص لبه به اشتباه میشوند .



شکل ۴ : ارزیابی هراتوماتا از همسایگان خود

از آنجایی که مشتق گیری در حقیقت نوعی تفاضل گیری است اپراتور هایی که از تقریب اپراتور مشتق برای یافتن لبه استفاده میکنند نقاطی که این تفاضل برای آنها دارای مقدار بالایی میباشد لبه در نظر گرفته میشوند. در روشهای مبتنی بر کلیشه با استفاده از یک دسته کلیشه مقدار و جهت گرادیان مستقیما" تعیین میشوند. اپراتورهای کرش، سوبل، پروویت، پروویت ۲ و نواتیا بابو از آن جمله اند که هر کدام دارای معایب و مزایای خاص خودشان هستند. با تغییر اندازه های این کلیشه ها میتوان تعداد جهت های بیشتری را بررسی نماییم، امنیت نسبت به نویز را آفزایش دهیم و یا قدرت تشخیص لبه های نزدیک به هم کاهش می یابد . نشان داده شده است که اپراتور های کرش و سوبل معمولا" بهتر از بقیه اپراتورها عمل مینمایند . اپراتور کرش نسبت به تغییرات کوچک گرادیان بسیار حساس است و وجود صفرها در اپراتور سوبل و پروویت باعث حذف نویزهای ضربه ای میشوند .

روش کنی یکی از روشهای پیشرفته برای یافتن لبه میباشد. در طراحی اپراتور لبه کنی معیارهایی که یک اپراتور لبه خوب بایستی داشته باشد در نظر گرفته شده است. این معیارها عبارت هستند از ۱: تشخیص دهندهٔ لبه باید تنها به لبه ها پاسخ دهد و همهٔ آنها را نیز تشخیص دهد. ۲: فاصلهٔ بین نقاط روی لبه واقعی و نقاط تعیین شده توسط اپراتور تشخیص دهندهٔ لبه باید به کوچکترین مقدار ممکن برسد و ۳: تشخیص دهندهٔ لبه نباید در جایی که یک لبه است چندین نقطه را بر روی لبه اعلام نماید. از آنجایی که یافتن اپراتور لبهٔ ایده آل واقعا" میسر نیست معمولا از یک اپراتور خوب لبه (مانند پروویت ، سوبل ، کنی) استفاده میشود و سپس نتایج حاصله بهبود بخشیده میشود. برای بهبود بخشیدن میتوان از اطلاعات همسایگی یک نقطه استفاده نمود و وضعیت نقطه را از نظر بودن و یا نبودن بر روی لبه در صورت لزوم تغییر داد. برای مثال میتوان نقاطی را که که بین دو نقطه بر روی لبه قرار دارند با احتمال بیشتری بعنوان نقاط بر روی لبه در نظر گرفت و همچنین نقاطی که نقاط لبه اعلام شده اند ولی در اطراف آنها هیچ نقطه لبه ای وجود ندارد با احتمال کمتری به عنوان لبه در نظر گرفت. یک نمونه از این روشها روش پراگن میباشد.

۵- روش پیشنهادی

در این قسمت از مقاله روشی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای یافتن لبه در تصاویر باینری و همچنین تصاویر سطح خاکستری ارایه میگردد و با تعدادی از روشهای گزارش

شده مانند اپراتورهای پرویت، روبرتز، اپراتور سوبل، اپراتور کنی مقایسه میگردد.

تشخیص لبه در تصاویر باینری : مدل پیشنهادی برای یافتن لبه در تصاویر باینری به شرح زیر عمل میکند . به ازای هر پیکسل یک اتوماتا با دو اقدام (تعلق داشتن به لبه و عدم تعلق به لبه) در نظر گرفته میشود . در هر تکرار هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی یک اقدام از مجموعه اقدامهای خود انتخاب کرده و سپس توجه به اقدام همسایگان خود و قانون محلی تعریف شده اقدام به پاداش و یا جریمه کردن اقدام انتخابی خود مینماید.

در آزمایشهایی که انجام شد از اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر در هر سلول استفاده شده است. در ابتدا برای نقاط سفید $P_1=0.2$ و $P_2=0.8$ و برای نقاط سیاه $P_2= P_1=0.5$ نظر گرفته میشود قانون محلی بدین صورت عمل میکند که اگر یک سلول (پیکسل) به عنوان لبه در نظر گرفته شد(اقدام لبه را انتخاب نمود) ، تعداد همسایه های آن را که لبه هستند (اقدام لبه را انتخاب نموده اند) شمارش میشوند و اگر تمامی آنها لبه در نظر گرفته شده بودند احتمال لبه بودن پیکسل مرکزی کاهش پیدا میکند و باالطبع احتمال غیر لبه بودن برای آن افزایش می یابد و در غیر این صورت احتمال لبه یا غیر لبه بودن پیکسل مرکزی تغییر نمیکند. الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص لبه ها برای تصاویر باینری با ذکر جزییات بیشتر در زیر امده است.

۱) *هر پیکسل از تصویر به یک سلول از اتوماتای سلولی یادگیر نسبت داده میشود .*

۲) *به هر اتوماتا (هر پیکسل) بردار احتمال $p=(p_1, p_2)$ نسبت داده میشود که p_1 احتمال لبه بودن پیکسل و p_2 احتمال لبه نبودن پیکسل میباشد. مقدار اولیه بردار احتمال، p اگر پیکسل سیاه است $p=(.5, .5)$ و اگر پیکسل سفید است $p=(.2, .8)$ در نظرگرفته میشود. مقدار اولیهٔ انتروپی یک مقدار بسیار بالا در نظر گرفته میشود .*

۳) *برای تمام پیکسلها، قدمهای ٤ تا ۶ تکرار میگردد تا اینکه تفاوت انتروپی تصویر در دو مرحله متوالی از یک مقدار استانه کمتر شود .*

٤) *یکی از اعمال اتوماتا با استفاده از بردار احتمال p انتخاب میشود.*

۵) *یک همسایگی ۸ تایی برای پیکسل جاری در نظر گرفته میشود. تعداد همسایگانی که عمل انتخابی آنها با عمل انتخاب شده توسط پیکسل برابرند شمارش میشود*

٦) *اگر این تعداد مساوی با ۸ باشد در این صورت عمل انتخاب شده توسط سلول پاداش داده میشود.*

۷) *اگر احتمال p_1 از احتمال p_2 بزرگتر باشد سلول (پیکسل) لبه در نظر گرفته میشود و در غیر این صورت پیکسل لبه نمیباشد.*

شکلهای ۵، ۶و۷ نتایج چند نمونه از ازمایشها را با استفاده از روش پیشنهادی و چند روش موجود نشان میدهد. برای مشاهده آزمایشهای بیشتر میتوان به [19] مراجعه نمود.

تشخیص لبه در تصاویر سطح خاکستری: مدل پیشنهادی برای یافتن لبه در تصاویر باینری به شرح زیر عمل میکند . برای هر پیکسل یک اتوماتا با دو اقدام (تعلق داشتن به لبه و عدم تعلق به لبه) در نظر گرفته میشود . در هر تکرار هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی یک اقدام از مجموعه اقدامهای خود انتخاب کرده و سپس با توجه به اقدام همسایگان خود و قانون محلی تعریف شده اقدام به پاداش و یا جریمه کردن اقدام انتخابی خود مینماید.

در ابتدا برای هر پیکسل با توجه به یک مقدار استانه احتمال اولیه تعلق و یا عدم تعلق به لبه تخمین زده میشود. بطور مثال پیکسلی به لبه متعلق است که حد اقل ۳ همسایه آن دارای مقدار سطح خاکستری بالاتر از مقدار آستانه باشد. مقدار آستانه از طریق آزمایش و یا تجربیات قبلی تعیین میگردد . سپس اتوماتای یادگیر سلولی اقدام به تعیین لبه های واقعی میزند . این عمل به این صورت انجام میشود که هریک از اتوماتاهای یادگیر با استفاده از بردار احتمال خود یکی از اقدامهایش (تعلق یا عدم تعلق به لبه) را انتخاب میکند. و سپس با توجه به به اقدامهای همسایه های خود و قانون محلی عمل انتخابی را پاداش میدهد و یا جریمه میکند و از این طریق احتمال تعلق و یا عدم تعلق یک پیکسل به لبه را تصحیح(بروز) مینماید.

در آزمایشها از اتوماتای یادگیر سلولی با ساختار متغیر استفاده شده است . قانون محلی بدین صورت عمل می نماید .

اگر سلول (پیکسل) به عنوان لبه در نظر گرفته شد، تعداد همسایه های آن را که نیز اقدام لبه بودن را انتخاب نموده اند شمارش میشود اگر تمامی آنها لبه در نظر گرفته شده بودند احتمال لبه بودن پیکسل مرکزی کاهش پیدا میکند و بااالطبع احتمال غیر لبه بودن برای آن افزایش می یابد در غیر این صورت احتمال لبه یا غیر لبه بودن پیکسل مرکزی تغییری داده نمیشود . مراحل الگوریتم پیشنهادی در تصاویر سطح خاکستری به شرح زیر است .

۱. هر پیکسل از تصویر به یک سلول از اتوماتای سلولی یادگیر نسبت داده میشود .

۲. به هر اتوماتا (هر پیکسل) بردار احتمال $p=(p_1,p_2)$ نسبت داده میشود که p_1 احتمال سیاه بودن (تعلق داشتن به لبه) و p_2 احتمال سفید بودن (متعلق نبودن به لبه) ان پیکسل می باشند .

۳. در ابتدا با توجه به نوعی آستانه گیری، احتمال اولیه تعلق و یا عدم تعلق به لبه را برای هر پیکسل تعیین می نماییم. پیکسلی متعلق به لبه است که از حداقل ۳ همسایه اش مقدار سطح خاکستری بالاتر از آستانه داشته باشد . برای مقدار اولیه آنتروپی یک مقدار بسیار بالا در نظر گرفته میشود .

٤. برای تمام پیکسلها، قدمهای ۵تا ۷ تکرار میگردد تا اینکه تفاوت انتروپی تصویر در دو مرحله متوالی از یک مقدار استانه کمتر شود..

۵. یکی از اعمال اتوماتا با استفاده از برداراحتمال p انتخاب میشود

٦. یک همسایگی ۸ تایی برای پیکسل جاری در نظر گرفته میشود. تعداد همسایگانی که عمل انتخابی آنها با عمل انتخاب شده توسط پیکسل برابرند شمارش میشود

۷. اگر این تعداد مساوی با ۸ باشد در این صورت عمل انتخاب شده توسط سلول بر طبق الگوریتم یادگیری پاداش داده میشود.

۸ اگر احتمال p_1 از احتمال p_2 بزرگتر باشد سلول (پیکسل) لبه در نظر گرفته میشود و در غیر این صورت پیکسل لبه نمیباشد.

شکلهای ۸، ۹ و ۱۰ نتایج چند نمونه از ازمایشها را با استفاده از روش پیشنهادی و چند روش موجود نشان میدهد. برای آزمایشهای بیشتر میتوان به [19] مراجعه نمود.

۶- نتیجه گیری

در این مقاله روشی مبتنی بر اتوماتاهای یادگیر برای یافتن لبه در تصاویر ارایه و با تعدادی از روشهای گزارش شده مانند اپراتورهای پرووویت، روبرتز، اپراتور سوبل و اپراتور کنی مقایسه گردید. از مشخصه های روش پیشنهادی توزیعی بودن آن میباشد. همچنین این روش متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می باشد که پیاده سازی آنها را ساده تر می سازد. نتایج آزمایشها نشان داد که روش مبتنی بر اتوماتای سلولی یادگیر در مقایسه با روشهای موجود از کارایی بالاتری در تشخیص لبه های تصویر برخوردار است.

مراجع

[1] J. F. Canny, "*A Computational Approach to Edge Detection*", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.. PAMI-8(6):679-698. 1986.

[2] K. C. Chou, A. S. willsky and A. Benvensite, *"Multiscale Recursive Estimation, Data Fusion and Regularization"*, IEEE Trans. Automatic Control vol. 39 1994.

[3] Y. Kim and S. Lee, *"Direct extraction of topographic features for gray scale character recognition"* IEEE Trans. Patt. analysis and machine Inte., vol. 17, no. 7, 1995.

[4] S. Lakshmivarahan, *"Learning Algorithms: Theory and Applications"*, New York, Springer Verlag, 1981.

[5]Y. Liow, *"A contour tracing algorithm that preserve common boundaries between regions"*, CVGIP-Image understanding 1991.

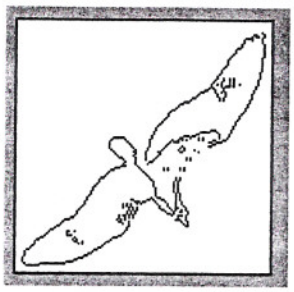
[6] P. Mars, J. R. Chenand R. Nambir, *"Learning Algorithms: Theory and Applications in Signal Processing, Control and Communications"*, CRC Press, Inc., pp. 5-24, 1996.

[7] B. Meir and D. B. Cooper, "*Automatic Finding of Main Roads in Aerial Images by Using Geometric-Stochastic Models and Estimation*". IEEE Transactions on@@@

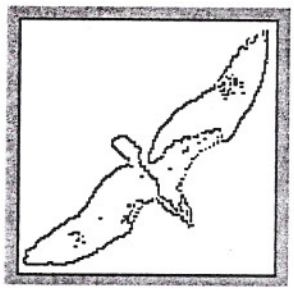
[8] M. R. Meybodi and S. Lakshmivarahan, *"On a Class of Learning Algorithms which have a Symmetric Behavior under Success and Failure"*, Springer Verlag Lecture Notes in Statistics, pp. 145-155, 1984.

[9] M. R. Meybodi, H. Beigy, and M. Taherkhani, *"Cellular Learning Automata and Its Application"*, Technical Report, Computer Eng. Dept., Amirkabir

Processing", Technical Report, Computer Engineering Department, Amirkabir University, Tehran, Iran, 2002.
[20] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, "Cellular Learning Automata and Its Application to Image Segmentation", Proceedings of The Second Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing, KNU University, Tehran Iran, pp. 261-270, 2003.
[21] M. R. Kharazmi and M. R. Meybodi"Application of Cellular Learning Automata to Image Segmentation", Proceedings of Tenth Conference on Electrical Engineering (10^{th} ICEE), University of Tabriz, Vol 1, pp. 298-306, May 2002.
[22] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, "*Cellular Learning Automata and Its Application to Image Processing", Journal of Amirkabir, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004.*
[23] H. Beigy and M. R. Meybodi "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advanced in Complex Systems, accepted for publication.
[24] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, "Cellular Learning Automata and Its Application to Image Segmentation", Proceedings of The Second Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing, KNU University, Tehran Iran, pp. 261-270, 2003.
[25] M. R. Meybodi, H. Beigy, and M. Taherkhani, "*Cellular Learning Automata And Its Applications",* Technical Report, Amirkabir University of Technology, Computer Engineering Department, March 2000.
[26] M. R. Meybodi, and M. Taherkhani, "*Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Rumor Diffusion*", Proceedings of Ninth Conference on Electrical Engineering, Power & Water Institute of Technology, 8-10, May 2001, pp. 23-1, 23-10.
[27] M. R. Meybodi, H. Beigy, and M. Taherkhani, " *Cellular Learning Automata",* Proceedings of 6th Annual CSI Computer Conference, CE Department, University of Isfahan, pp. 153 -163, 20-22 Feb. 2001.
University of Technology, Tehran, Iran, March 2000.
[10] M. Mitchell, *"Computation in Cellular Automata: A Selected Review",* Technical Report, Santa Fe Institute, Santa Fe, U.S.A., 1996.
[11] K. S. Narendra and M.A.L. Thathachar, *"Learning Automata: An Introduction",* Prentice Hall, Inc., 1989.
[12] P. Sahotam, M. F. Daemi and D. G. Elliman, *"Training Genetically Evolving Cellular Automata for Image Processing",* International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks, 1994.
[13] M. Taherkhani, *"Proposing and Studying of Cellular Learning Automata as a Tool for Modeling Systems",* M.Sc. Thesis, Computer Eng. Dept., Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran, 2000.
1994.
[14] S. Wolfrom, *"Theory and Application of Cellular Automata",* Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 1986.
[15] M. R. Meybodi, H. Beigy, and M. Taherkhani, *" Application of Cellular Learning Automata to Image Processing",* Proceedings of First Conference in Mathematics and Communication, Telecommunication Research Center, Tehran, Iran, 20 Oct. 2000.
[16] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, " *An Algorithm Based on Cellular Learning Automata for Image Restoration",* Proceedings of The First Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing , University of Birjand, pp. 244 -254, 7-9 March 2001.
[17] M. R. Meybodi and M. R. Kharazmi, " *An Algorithm Based on Cellular Learning Automata for Image Restoration",* Proceedings of The First Iranian Conference on Machine Vision & Image Processing , University of Birjand, pp.244 –254, 7-9 March 2001.
[18] M. R. Meybodi and M. R. Khojasteh, *"Cellular Learning Automata as a Model for Commerce Networks",* Proceedings of 6th Annual CSI Computer Conference, CE Department, University of Isfahan, pp. 284 –295, 20-22 Feb. 2001.
[19] F. Marchini and M. R. Meybodi *"Cellular Learning Automata and Its application to Image*



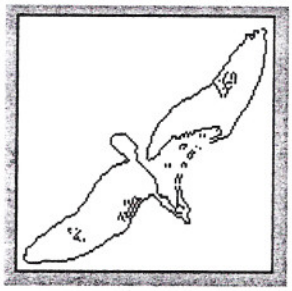
یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور پرووویت



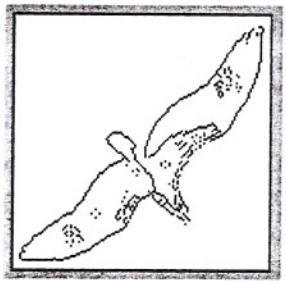
یافتن لبه های تصویربه کمک اپراتور روبرتز



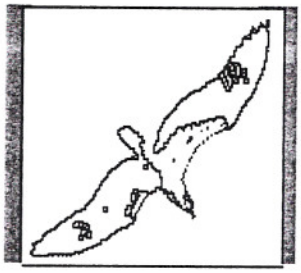
تصویر اولیه



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور سوبل



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور کنی



یافتن لبه های تصویر به کمک اتوماتای یادگیر سلولی

شکل۵



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور پرووویت



یافتن لبه های تصویربه کمک اپراتور روبرتز



تصویر اولیه



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور سوبل



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور کنی



یافتن لبه های تصویر به کمک اتوماتای یادگیر سلولی

شکل٦



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور پرووویت



یافتن لبه های تصویربه کمک اپراتور روبرتز



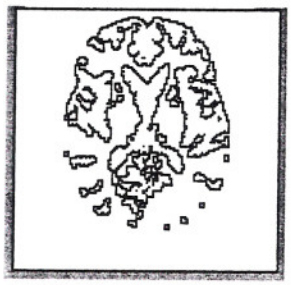
تصویر اولیه



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور سوبل



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور کنی



یافتن لبه های تصویر به کمک اتوماتای یادگیر سلولی

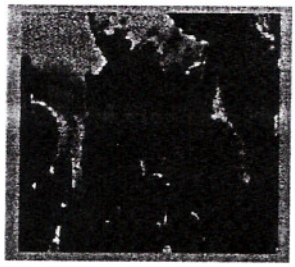
شکل ۷



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور پرووویت



یافتن لبه های تصویربه کمک اپراتور روبرتز



تصویر اولیه



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور سوبل

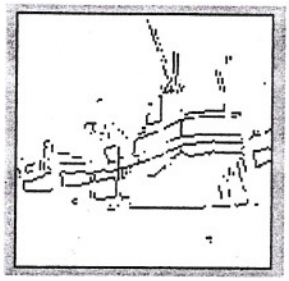


یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور کنی



یافتن لبه های تصویر به کمک اتوماتای یادگیر سلولی

شکل ۸



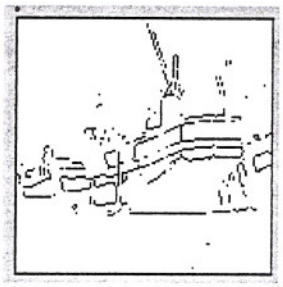
یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور پرووویت



یافتن لبه های تصویربه کمک اپراتور روبرتز



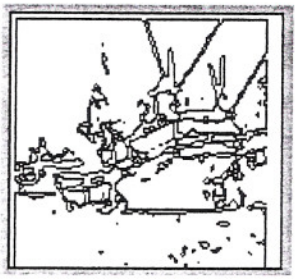
تصویر اولیه



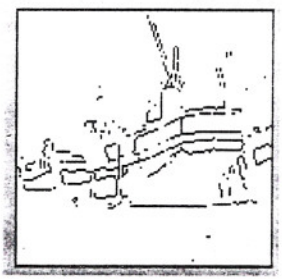
یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور سوبل



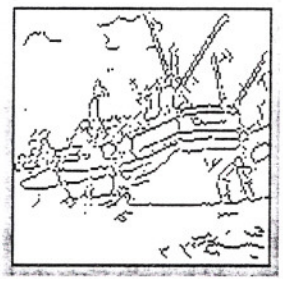
یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور کنی



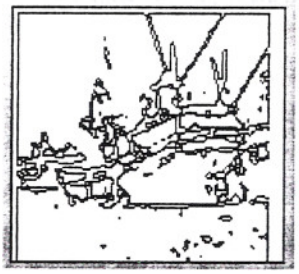
یافتن لبه های تصویر به کمک اتوماتای یادگیر سلولی



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور سوبل

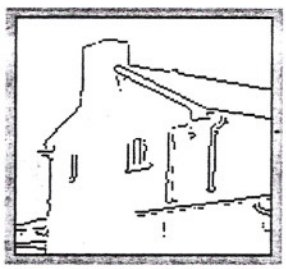


یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور کنی

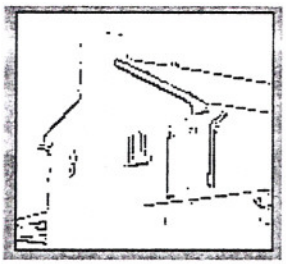


یافتن لبه های تصویر به کمک اتوماتای یادگیر سلولی

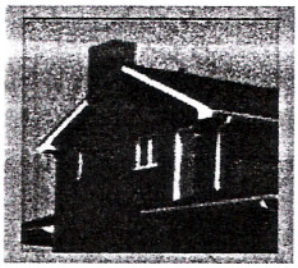
شکل ۹



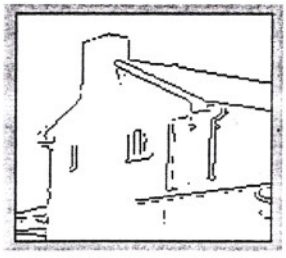
یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور پرووویت



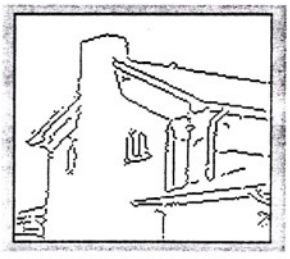
یافتن لبه های تصویربه کمک اپراتور روبرتز



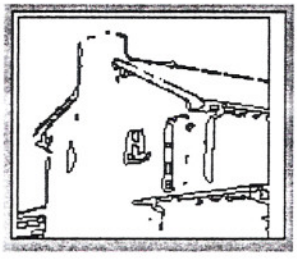
تصویر اولیه



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور سوبل



یافتن لبه های تصویر به کمک اپراتور کنی



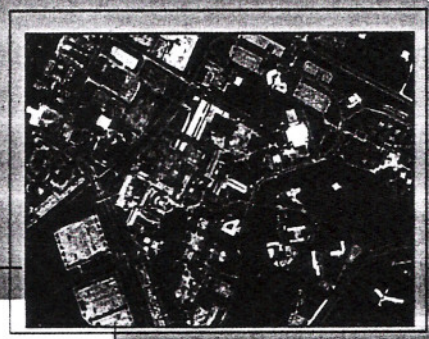
یافتن لبه های تصویر به کمک اتوماتای یادگیر سلولی

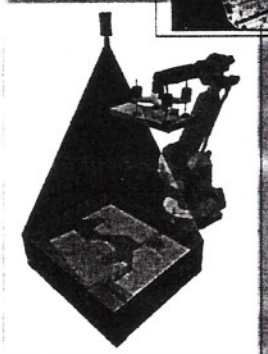
شکل ۱۰

هفتادمین سال تاسیس دانشگاه تهران-۱۳۸۳

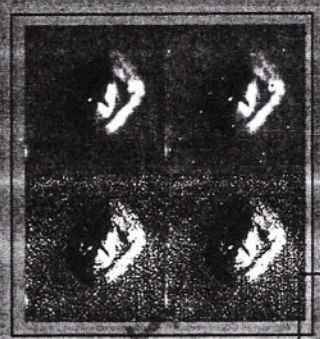
The 3rd Iranian Conference on Machine Vision Image Processing & Applications (MVIP 2005)

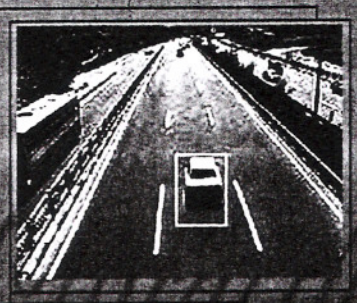
February 23 & 24, 2005











PROCEEDINGS

Volume 1

Electrical & Computer Engineering Department
University of Tehran

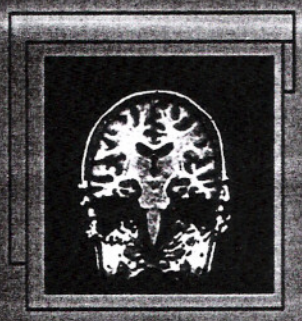
هفتادمین سال تاسیس دانشگاه تهران-۱۳۸۳

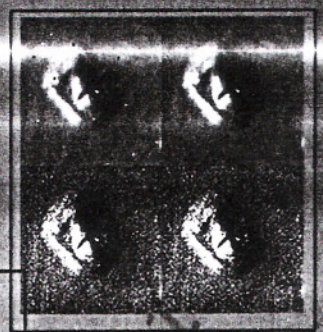
سومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران

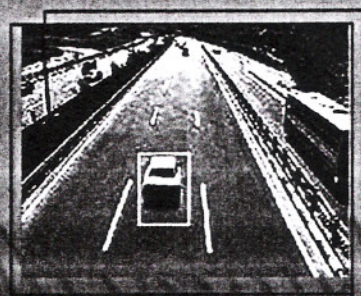
مجموعه مقالات











جلد اول

دانشگاه تهران

دانشکده فنی

گروه مهندسی برق و کامپیوتر