

Automatic Detection of Cephalometric Landmarks on Cephalograms of Patients Referring to Isfahan University of Medical Sciences

R. Kafieh¹, A. Mehridehnavi^{2*}, S. Sadri³, H. Raji⁴

¹ M.Sc Graduated, Department of Biomedical Engineering, Medical School, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran, r_kafieh@yahoo.com

² Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, Medical School, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

³ Associate Professor, Electrical & Computer Engineering School, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran, sadri@cc.iut.ac.ir

⁴ Assistant Professor, Department of Orthodontics, Dentistry School, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran, raji@dnt.mui.ac.ir

Abstract

Cephalometry is the scientific measurement of head dimensions to predict craniofacial growth, plan treatment and compare different cases. There have been many attempts to automate cephalometric analysis with the aim of reducing the time required to obtain an analysis, improve the accuracy of landmark identification and reduce the errors due to clinician subjectivity. This paper introduces a method for automatic landmark detection on cephalograms. We introduced a combination of model-based methods and neural networks on cephalograms. For this purpose, first some feature points were extracted using a nonlinear diffusion filter and Susan Edge Detector to model the size, rotation, and translation of skull. A neural network was used to classify the images according to their geometrical specifications. Using learning vector quantization (LVQ) for every new image, the possible coordinates of landmarks were estimated. Then a modified active shape model (ASM) was applied and a local search to find the best match to the intensity profile was used and every point was moved to get the best location. Finally, a sub-image matching procedure was applied to pinpoint the exact location of each landmark. In order to evaluate the results of this method, 20 randomly selected images were used with a drop-one-out method. Each image had a dimension of about 170×200 mm, digitized in 100 dpi (4 pixel = 1mm). On average, 24% of the 16% landmarks were within 1mm of correct coordinates, 61 percent within 2 mm, and 93 percent within 5 mm. the proposed method in this study has had a distinct improvement over the other proposed methods of automatic landmark detection.

Keywords: Cephalometry, Active shape model (ASM), Non-linear diffusion, Neural Networks, Sub-image matching

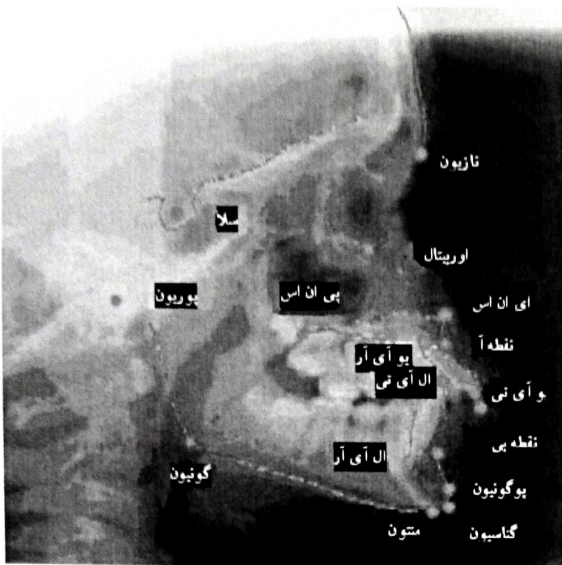
*Corresponding author

Address: Alireza Mehridehnavi, Department of Biomedical Engineering, Medical School, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran
Tel: + 98 9132271914, + 98 311 7922485
Fax: + 98 311 6688597
E-mail: mehri@med.mui.ac.ir

۱- مقدمه

سفالومتری به معنای اندازه‌گیری ابعاد سر، به منظور پیش‌بینی رشد فک و صورت، برنامه‌ریزی درمان و مقایسه افراد مختلف است. این روش در ابتدا به‌وسیله هوفرث^۱ و برادنت^۲ در سال ۱۹۳۱ مطرح شد. به این روش مجموعه به‌وسیله گیره‌های مخصوصی به نام سفالوستات^۳ نگه داشته می‌شد تا موقعیت تقریبی آن برای اشخاص مورد تصویربرداری یکسان باشد.

آنالیز سفالومتری براساس یک سری نقاط از پیش تعیین شده (لندمارک‌های فک و صورت) صورت می‌گیرد. روش سنتی تعیین لندمارک‌ها، مبتنی بر ردیابی دستی تصاویر رادیوگرافی بوده تعداد کل لندمارک‌های فک و صورت ۹۰ مورد گزارش شده است که البته تعداد کمتری در مراحل ارتودنسی کاربرد دارند (شکل ۱، جدول ۱) [۱]. تاکنون تلاش‌های زیادی به منظور خودکار کردن تحلیل‌های سفالومتری صورت گرفته است که هدف از آنها کاهش زمان لازم برای آنالیز، بهبود صحت تشخیص لندمارک‌ها و کاهش خطاهای حاصل از خستگی فرد متخصص است.



شکل ۱- مکان لندمارک‌ها

روش‌های قبلی را می‌توان در ۴ کلاس طبقه‌بندی کرد. کلاس اول که به نام روش‌های دستی معروف است، بر مبنای روش‌های تشخیص لبه صورت می‌گیرد. برای اولین بار لوی ماندل^{۱۱} و همکارانش [۲] در سال ۱۹۸۶ لبه‌های مهم تصویر را استخراج کردند؛ با استفاده از فیلتر میانه و روش‌های برابرسازی هیستوگرام اغتشاش تصاویر را کاهش دادند و سبب افزایش کنتراست آنها شدند. بر اساس طرح فوق، پاتاساراسی^{۱۳} و همکاران [۳] در سال ۱۹۸۹ یک روش مشابه پیشنهاد و با استفاده از هرم قدرت تفکیک^{۱۴} زمان تحلیل را کاهش دادند. یان^{۱۵} [۴]، تانگ^{۱۶} و همکاران [۵]، رن^{۱۷} و همکاران [۶]، داویس^{۱۸} و تیلور^{۱۹} [۷] روش‌های مشابهی بر اساس تعیین لبه تصاویر ارائه کردند. نتایج کار داویس و تیلور یکی از بهترین نتایج روش‌های دستی بوده است که در آن ۷۴٪ از ۱۹ لندمارک مورد تحلیل در ۲mm نقاط صحیح تشخیص داده شدند. تمام مطالعات مبتنی بر استخراج لبه‌های تصویر، وابستگی زیادی به کیفیت تصاویر اشعه ایکس داشتند و فقط در مواردی که لندمارک بر روی لبه‌ها یا نزدیک آنها قرار داشت، نتایج قابل قبولی ارائه می‌کردند.

گروه دوم از محققان، مدل‌های ریاضیاتی و آماری را به منظور کاهش منطقه جستجو در تصویر پیشنهاد کردند. کاردیلو^{۲۰} و سید احمد در سال ۱۹۹۴ یک روش تطابق زیر

جدول ۱- مشخصات لندمارک‌ها

لندمارک	نام فارسی	مخفف
۱	نازیون ^۱	N
۲	سلا ^۵	S
۳	نقطه آ	A
۴	یو ای تی	UIT
۵	یو ای آر	UIR
۶	الی تی	LIT
۷	الی آر	LIR
۸	نقطه بی	B
۹	پوگونین ^۶	Pog
۱۰	گناسیون ^۷	Gn
۱۱	گونین ^۸	Go
۱۲	متون ^۹	Me
۱۳	پوریون ^{۱۰}	Po
۱۴	اوربیتال ^{۱۱}	Or
۱۵	ای ان اس	ANS
۱۶	پی ان اس	PNS

¹ Hofrath

⁵ Sella

⁹ Menton

¹³ Parthasaraty

¹⁷ Ren

² Bradbent

⁶ Pogonion

¹⁰ Porion

¹⁴ Resolution

¹⁸ Davis

³ Cephalstat

⁷ Gnathion

¹¹ Orbitale

¹⁵ Yan

¹⁹ Taylor

⁴ Nasium

⁸ Gonion

¹² Luevy-Mandel

¹⁶ Tong

²⁰ Cardillo

از لندمارک‌ها در حوزه ۲mm نقاط صحیح قرار گرفتند. چاکرابارتی^{۳۳} و همکاران در سال ۲۰۰۳ از ماشین ساپورت وکتور^{۳۳} برای تشخیص ۱۶ لندمارک استفاده کردند که ۹۵٪ از آنها در حوزه ۴mm نقاط صحیح باز شناسی شدند [۱۶].

به‌تازگی چهارمین کلاس از محققان ترکیبی از ۳ روش فوق را برای بهبود نتایج به‌کار برده‌اند. یو^{۳۵} و همکاران در سال ۲۰۰۶ هر کدام از شکل‌های مرحله آموزش را به ۱۰ ناحیه تقسیم کردند و در هر ناحیه، تجزیه بر روی مؤلفه اصلی^{۳۶} به‌کار برده شده تا مشخصات آماری شکل و پروفایل خاکستری تصویر به‌دست آید. سپس برای هر تصویر ورودی، تعدادی از لندمارک‌های مرجع استخراج و تصویر به قسمت‌های کوچک‌تر تقسیم می‌شود، پس از آن لندمارک‌ها توسط مدل‌های شکل‌پذیر مکان‌یابی می‌شوند. در این روش ۷۱٪ از لندمارک‌ها در ۲mm نقاط صحیح و ۸۸٪ در ۴mm آنها گزارش شدند [۱۷]. روش مطرح شده در این مقاله نیز در کلاس چهارم قابل طبقه‌بندی است. روش‌های مطرح شده در این گروه، در مجموع سعی دارند ضمن استفاده از مزایای روش‌های قدیمی، با به‌کار بردن مجموعه‌ای از روش‌های نوین بر کاستی‌های آنها غلبه کند. بنابراین بیشتر روش‌های گروه چهارم از کاستی‌هایی نظیر مدت زمان بسیار طولانی عملکرد، آموزش طولانی در روش‌های آموزش‌پذیر، احتیاج به داده‌های علامت‌گذاری شده به تعداد بسیار زیاد و دخالت کاربر در مسیر آموزش بی‌نیازند، در ضمن تلاش می‌کنند از مزایایی مانند استفاده از روش‌های هوشمند، کاربرد طبقه‌بندی و شبکه‌های عصبی که در روش‌های قبلی به صورت مجزا مورد استفاده قرار می‌گرفت، به شکل تلفیقی سود جویند.

۲- روش مطالعه

برای دستیابی به نتایج صحیح، انتخاب یک بانک داده مناسب بدون در نظر گرفتن کیفیت تصاویر، سن، جنس و دیگر مشخصات شخص مورد تصویربرداری، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

در مطالعه حاضر از ۲۰ سفالوگرام مربوط به بیماران مراجعه

تصویر^{۳۱} بر اساس فرمول‌های مورفولوژی ارائه دادند که در آن ۷۶٪ از ۲۰ لندمارک در ۲mm نقاط صحیح تشخیص داده شدند [۸]. رادلف^{۳۲} و همکاران در سال ۱۹۹۸ یک روش خاص اسپکتروسکوپی برای ایجاد مدل خاکستری تصاویر پیشنهاد کردند و گزارش دادند که ۱۰۰٪ لندمارک‌ها در ۴mm نقاط صحیح تشخیص داده شده‌اند [۹]. گراو^{۳۳} و همکاران در سال ۲۰۰۱ روش کاردیلو و سید احمد را با استفاده از یک مرحله تشخیص خط به منظور یافتن خطوط مهم در تصویر بهبود بخشیدند [۱۰]. هاتون^{۳۴} و همکاران در سال ۲۰۰۱ از مدل‌های شکل‌پذیر^{۳۵} استفاده کردند و توانستند ۳۵٪ از ۱۶ لندمارک مورد نظر را در ۲mm نقاط صحیح تشخیص دهند [۱۱].

سومین گروه از محققان، با استفاده از شبکه‌های عصبی، روش‌های ژنتیکی و سیستم‌های فازی سعی در استخراج لندمارک‌ها داشتند. چن^{۳۶} و همکاران در سال ۱۹۹۹ ترکیبی از شبکه‌های عصبی و روش‌های ژنتیکی را بدون ذکر گزارشی از صحت تشخیص پیشنهاد کردند [۱۲]. در سال ۱۹۹۵، اوچینو^{۳۷} و یاماکاوا^{۳۸} از یک ماشین فازی^{۳۹} برای آموزش رابطه بین سطوح خاکستری تصویر و موقعیت لندمارک‌ها استفاده نمودند و مقدار متوسط خطا را ۲/۳mm گزارش کردند [۱۳]. این روش مشکلات متعددی داشت. به عنوان مثال برای آموزش صحیح سیستم، لازم بود تصاویر دارای اندازه، چرخش و جابجائی مشابه باشند (که در عمل در دریافت تصاویر سفالومتری ناممکن است)، نیز مدت زمان آموزش این سیستم‌ها بسیار طولانی می‌شد. در سال ۲۰۰۲ اینس^{۳۰} و همکاران از شبکه‌های عصبی با ضریب جفتی پالس^{۳۱} برای یافتن منطقه‌ای از تصویر که شامل لندمارک باشد استفاده کردند که در آن شبکه‌های عصبی با کوپلاژ پالس^{۳۲} روی سه لندمارک امتحان شد و برای لندمارک سلا ۳۶/۷٪؛ برای چانه ۸۸/۱٪ و برای نوک بینی ۹۳/۶٪ به درستی پاسخ‌گیری شد [۱۴]. فقهی و همکاران در سال ۲۰۰۴ ترکیبی از شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی را به‌کار بردند [۱۵]. این روش روی ۲۵ لندمارک امتحان شد و ۹۰٪

²¹ Subimage matching

²⁵ Active Shape Models

²⁹ Fuzzy machine

³² Pulse coupled

³⁵ Yue

²² Rudolph

²⁶ Chen

³⁰ Innes

³³ Chakrabarty

³⁶ Principal Component Analysis

²³ Grau

²⁷ Uchino

³¹ Pulse-Coupled Neural Networks

³⁴ Support Vector Machine

²⁴ Hutton

²⁸ Yamakawa

داشتن سیگنال $I(x)$ و عملگر فیلترینگ پایین گذر T ، اگر این عملگر t بار بر I اعمال گردد، رابطه (۱) برقرار خواهد بود:

$$T \left(\underbrace{T \left(\underbrace{T \left(\dots (I(x, y)) \dots \right)}_{t \text{ times}} \right)} \right) = I(x; t) \quad (1)$$

مجموعه تصاویر فوق، فضای تصاویر پی در پی پایین گذر شده^{۳۱} نامیده می‌شوند.

طبق بحث فوق:

$$\frac{\partial I(x; t)}{\partial t} = D \cdot \nabla^2 (I(x; t)) \quad (2)$$

رابطه (۲) نشان می‌دهد که تغییرات نسبی تصاویر پی در پی پایین گذر شده $I(x; t)$ متناسب با تصاویر لاپلاسیان $I(x; t)$ است که آن را می‌توان به صورت معادله (۳) بازنویسی کرد.

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(x; t)}{\partial t} &= \nabla \cdot \left(\underbrace{D(x; t)}_M \cdot \nabla I(x; t) \right) \\ &= \nabla \cdot \left(\frac{\nabla I(x; t)}{1 + \left| \frac{\nabla I(x; t)}{K} \right|^{a+1}} \right) \end{aligned} \quad (3)$$

اگر فرض کنیم

$$\begin{aligned} \nabla I(x; t) &= G \\ \Rightarrow M &= \frac{G}{1 + \left(\frac{G}{K} \right)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

مرحله بعدی، اعمال روش تشخیص لبه سوسان^{۳۲} [۱۹] و به دنبال آن یک مرحله باز کردن ریخت‌شناختی^{۳۳} با المان قرصی شکل به شعاع 2pix به تصویر است. روش تشخیص لبه سوسان، روشی بسیار قوی و دارای پاسخ قابل اعتماد در زمینه استخراج لبه‌های تصویر محسوب می‌شود.

کننده به دانشکده دندانپزشکی اصفهان بین سال‌های ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۵ استفاده شد. این سفالوگرام‌ها به وسیله اسکنر میکرونک^{۳۴} با قدرت تفکیک 100dpi (هر پیکسل معادل 0.25mm) اسکن شده‌اند. هریک از تصاویر دارای ابعاد تقریبی 170mm در 200mm (حدود 700 در 800pix) است. چگونگی توزیع جغرافیایی، سنی و آناتومیکی بیماران در جدول ۲ نشان داده شده است. این تصاویر به وسیله ۳ پزشک متخصص علامت‌گذاری شدند (با کلیک موس بر روی نقاط آناتومیکی از پیش تعیین شده) و برای کاهش خطا، مقدار استاندارد طلایی^{۳۸} برابر با متوسط مقدار تعیین شده به وسیله این گروه در نظر گرفته شد.

سپس از یک روش آزمون آماری تست بر روی تک تک موارد^{۳۹} برای محاسبه خطا استفاده شده است که در آن هر یک از تصاویر، به ترتیب از گروه جدا شده و به عنوان تصویر تست مورد بررسی قرار می‌گیرند.

این روش ۲۰ بار اجرا شد. هر بار اجرا دارای یک تصویر تست و ۱۹ تصویر آموزش است. در پایان، خطای متوسط روش‌های تکرار شده، به عنوان خطای کل سیستم گزارش می‌شود.

بنابراین عملکرد روش پیشنهادی در این مقاله را می‌توان در ۶ گام خلاصه کرد:

در گام اول، تعدادی از مشخصات تصویر استخراج می‌شوند تا اندازه، چرخش و شیفت احتمالی مجموعه هنگام تصویربرداری مدلسازی شود. در این روش از یک فیلتر نفوذ غیرخطی^{۴۰} [۱۸] به منظور حذف ساختارهای اغتشاشی و بدون کاربرد در روند روش استفاده شده است. با فرض

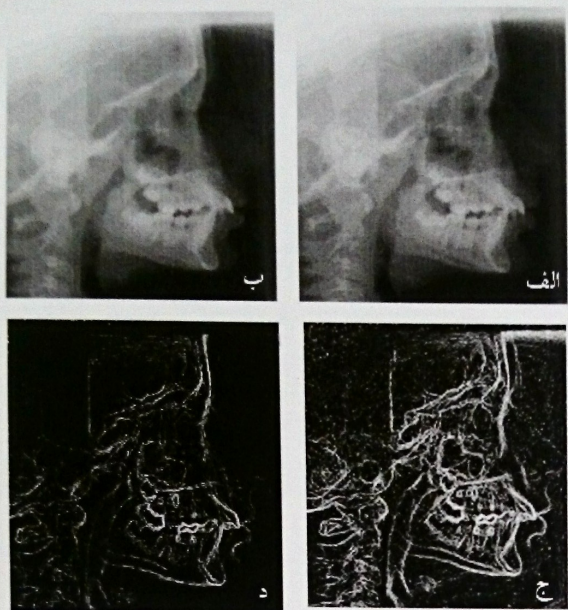
جدول ۲- توزیع جغرافیایی، سنی و آناتومیکی بیماران

محل تولد (استان)			موقعیت دندان‌ها				وضعیت دندان‌ها		سن متوسط
اصفهان	چهار محال و بختیاری	دیگر	I	II/1	II/2	III	دارای دندان شیری	بدون دندان شیری	۹ تا ۲۸ سال (۱۷.۶ سال)
۱۴	۳	۳	۳	۱۰	۱	۶	۲	۱۸	

³⁷ Microtek
⁴¹ Scale Space

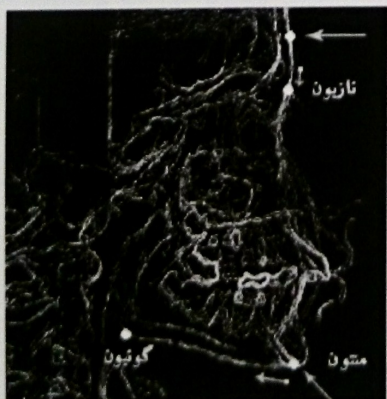
³⁸ Golden Standard
⁴² Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus- SUSAN

⁴⁰ Non linear Diffusion
⁴³ Morphological Opening



شکل ۲- الف) سفالوگرام واقعی؛ ب) پس از اعمال فیلتر نفوذ غیرخطی؛ ج) تشخیص لبه سوسان روی شکل الف؛ د) تشخیص لبه سوسان روی شکل ب

در مرحله اول، تصویر از راست به چپ دنبال می‌شود و اولین نقطه مشاهده شده، نقطه‌ای بر روی استخوان پیشانی است. سپس نقطه مذکور به سمت پایین بر روی استخوان دنبال شده و مکانی که دارای کمترین درجه انحنا باشد به عنوان لندمارک نازیون مکان‌یابی می‌شود. برای این کار از روش محاسبه ممان در جهات مختلف برای تعیین زاویه هر نقطه و سپس محاسبه ماتریس تفاضلی برای تعیین انحنا استفاده شده است. روند یافتن گونیون (Go) نیز مشابه نازیون است. برای این کار، ردیابی از نقطه متون به سمت چپ بر روی استخوان فک پایین صورت گرفته و نقطه‌ای که دارای حداقل درجه انحناست به عنوان گونیون مکان‌یابی می‌شود [۱۷] (شکل ۳).



شکل ۳- تشخیص اتوماتیک لندمارک‌های Me, Go, N و

در این روش، برای هر نقطه یک ماسک دایره‌ای در نظر گرفته می‌شود که مرکز ماسک روی نقطه مذکور قرار می‌گیرد. سپس مقدار روشنایی تمام نقاط داخل ماسک با روشنایی مرکز ماسک مقایسه می‌شود:

$$C(x, y; x_0, y_0) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(x, y) - I(x_0, y_0)| \leq t \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

یعنی اگر تعداد زیادی از نقاط داخل دایره دارای روشنایی مشابه با مرکز دایره باشند، تعداد ۱‌ها در داخل دیسک بیشتر می‌شود. به عبارت دیگر، در مناطق صاف تصویر تعداد یک‌ها بیشتر و بر روی لبه‌ها تعداد صفرها بیشتر است. برای مدل‌سازی لبه‌ها متغیر به گونه‌ای تعریف می‌شود که بیانگر مساحت اشغال شده به وسیله یک‌هاست:

$$n(x_0, y_0) = \sum_x \sum_y C(x, y; x_0, y_0) \quad (6)$$

سپس پاسخ لبه به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$R(x_0, y_0) = \begin{cases} \frac{3}{4}n_{\max} - n & \text{if } n < n_{\max} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

مقادیر n_{\max} و t بسته به پیچیدگی تصویر و دقت تفکیک مورد نیاز انتخاب می‌شود که در این کاربرد به ترتیب ۱۱ و ۰.۳۵ انتخاب شده‌اند. بنابراین تصویر جدید دارای مقادیر $R(x_0, y_0)$ به عنوان تصویر لبه‌های استخراج شده مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش تشخیص لبه نسبت به روش‌های مشابه، از جمله روش کانی مزایای متعددی دارد. به عنوان مثال، این روش ۱۰ مرتبه سریع‌تر از کانی بوده، لبه‌های استخراج شده کاملاً پیوسته است و برخلاف کانی نیازی به الگوریتم‌های ثانویه اتصال لبه ندارد. در ضمن مقاومت این روش در مقابل اغتشاش بسیار بهتر از روش کانی است.

پس از این مرحله سه نقطه مهم از تصویر استخراج شده است (شکل ۲). نقطه مهم اول متون (Me)، به سادگی و با دنبال کردن تصویر به صورت مورب از گوشه راست و پایین به دست می‌آید. نقطه دوم، نازیون (N)، در دو مرحله مکان‌یابی می‌شود.

در گام سوم پیشنهاد شده است که نتایج خوشه بندی گام دوم، به عنوان مجموعه هدف^{۴۷} در آموزش یک شبکه عصبی LVQ^{۴۸} مورد استفاده قرار گیرند. هر تصویر جدید می تواند به وسیله LVQ تعلیم یابد مورد بررسی قرار گیرد و در یکی از ۵ خوشه مورد نظر طبقه بندی شود.

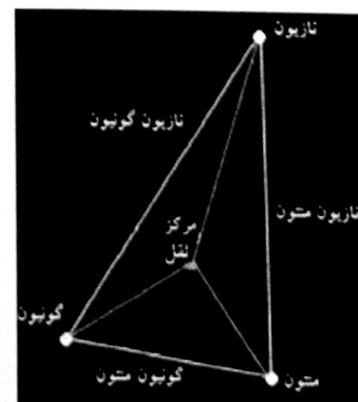
LVQ روشی برای آموزش لایه رقابتی با سرپرستی است. لایه رقابتی می آموزد که چگونه بردارهای ورودی را گروه بندی نماید. با وجود این صحت عمل لایه رقابتی فقط به فاصله بردارهای ورودی بستگی دارد. به عبارت دیگر این امکان وجود دارد که شبکه مذکور دو بردار ورودی با فاصله ناچیز اما متعلق به دو گروه متمایز را به اشتباه در یک گروه قرار دهد. بنابراین گروه های هدف در فضای بردارهای ورودی باید تا حد قابل قبولی از یکدیگر فاصله داشته باشند. اما در عین حال این شبکه بر خلاف سایر راه حل ها (از جمله شبکه پرسپترون^{۴۹}) علاوه بر گروه بندی مجموعه های تفکیک پذیر خطی، قادر به دسته بندی هر مجموعه از بردارهای ورودی (تفکیک پذیر به صورت غیرخطی) است. این امر مستلزم اختصاص تعداد کافی از نورون های لایه رقابتی به لایه اول خواهد بود. همچنین این شبکه در مقایسه با یک شبکه پرسپترون از این امتیاز بسیار مهم برخوردار است که با توجه به ساختار آن می توان وزن اولیه نورون های لایه رقابتی را آگاهانه در نزدیکی بردارهای ورودی مقداردهی کرد، این امر سبب کاهش چشمگیر تعداد دفعات آموزش شبکه به منظور همگرا شدن آن با کمترین خطای ممکن به گروه های هدف می شود. در حالی که این عمل در یک شبکه پرسپترون امکان پذیر نیست. یک شبکه عصبی LVQ دارای یک لایه رقابتی و یک لایه خطی است که لایه رقابتی در آن S_1 نورون و لایه خطی S_2 نورون دارد. لایه رقابتی به وسیله بردارهای ورودی P و برای گروه بندی آنها آموزش می بیند و لایه خطی، نورون های خروجی لایه رقابتی را به گروه های هدف (که به وسیله طراح معرفی شده اند) می نگارد. در شبکه مورد استفاده در این طرح تعداد S_1 و S_2 ۵ نورون در نظر گرفته شده است.

در مرحله اول مقادیر اولیه وزن های نورون های لایه اول

پس از استخراج این سه نقطه، چند مشخصه مبتنی بر فاصله از روی مکان هندسی سه نقطه مذکور محاسبه می شود (شکل ۴) تا در مراحل بعدی برای طبقه بندی تصاویر به کار روند.

گام دوم، اعمال یک روش خوشه بندی^{۴۳} بر روی مشخصه های مبتنی بر فاصله نقاط است که به طبقه بندی سفالوگرام ها بر اساس ویژگی های هندسی منجر می شود. بنابراین یک روش خوشه بندی متوسط-کی^{۴۴} در این مرحله استفاده شده است که پس از اعمال به داده ها، روش به ۵ خوشه مشخص و جدا از یکدیگر همگرا می شود.

ورودی های این سیستم، مشخصه های مبتنی بر فاصله اند که برای حذف اثر اندازه، با فاصله گونیون تا نازیون (GoN) نرمال شده اند به طوری که با تقسیم تمام مقادیر بر GoN، طول گونیون تا نازیون جدید برابر واحد گشته بقیه فواصل هم نرمال می شوند. از آنجاکه نتایج حاصل از این روش خوشه بندی قادر به تفکیک داده ها به تعداد خوشه های ممکن گردید، در عمل به استفاده از روش های پیچیده تر مانند خوشه بندی فازی^{۴۵} یا نورال گاس^{۴۶} نیازی نبود. شایان ذکر است مجموعه داده ها مربوط به ۷ کلاس (از نظر وضعیت دندان ها، فک و دیگر مشخصات بالینی بیمار) در رده بندی پزشکان اورتودنتیست بودند و ۲ مورد از کلاس ها که با یکدیگر شباهت های متعدد کمی و هندسی داشتند فقط از نظر سن بیمار به گروه های جدید تفکیک می شدند. بنابراین نتایج حاصل از روش خوشه بندی از نظر پزشکی نیز دارای مقبولیت کافی بوده و به روش هایی با حجم محاسبات بالا نیاز نیست.



شکل ۴- محاسبه مشخصه های مبتنی بر فاصله

⁴³ Clustering
⁴⁷ Target

⁴⁴ k-means
⁴⁸ Learning Vector Quantization

⁴⁵ Fuzzy C-means
⁴⁹ Perceptron

⁴⁶ Neural-Gas



شکل ۵- تخمین موقعیت تقریبی لندمارک‌ها

گام پنجم از این روش، در واقع روش بهبود یافته مدل‌های شکل‌پذیر است. تفاوت اصلی بین این روش و روش مدل‌های شکل‌پذیر معمولی [۱۱] در شکل اولیه روش خواهد بود. در یک مدل شکل‌پذیر معمولی [۱۱، ۲۰] شکل اولیه، همان شکل متوسط محاسبه شده در مرحله آموزش مدل شکل‌پذیر است. اما در روش بهبود یافته، شکل اولیه از نقاطی می‌گذرد که به نقاط صحیح و مورد نظر روش نزدیک‌ترند و بنابراین احتمال همگرا شدن سیستم به نقاط صحیح در آن بیشتر است. برای رسیدن به این هدف، شکل متوسط طوری تغییر می‌یابد که از نقاط تخمین زده شده در گام ۴ عبور کند.

برای پیاده‌سازی این مرحله، شکل مورد استفاده باید به قطعات کوچک‌تری تقسیم گردد که این قطعات را می‌توان مستقل از یکدیگر فرض کرد. هر یک از این قطعات حداقل از ۳ لندمارک تخمین زده شده عبور می‌کند. اکنون روی هر قطعه، ۳ نقطه دارای مختصات معلوم وجود دارد و می‌توان روش منطبق‌سازی افاین^{۵۲} را که شامل ۳ معادله است برای هر کدام از قطعات اعمال کرد (شکل ۶). همچنین در این مرحله داده‌های آموزش که به وسیله متخصص علامت‌گذاری شده‌اند (شکل ۷)، به منظور محاسبه شکل متوسط در روش پراک وسترز^{۵۴} به کار می‌روند (شکل‌های ۸ و ۹).

و دوم باید تعیین گردند. ماتریس وزن نورون‌های لایه اول^{۵۰} (LW) یک ماتریس $S_1 \times R$ تعداد مؤلفه‌های بردار ورودی) است و وزن هر کدام از پنج نورون لایه اول در یکی از سطرهاى ماتریس LW قرار می‌گیرند.

باید توجه داشت عدم صحیح جا افتادن وزن برخی از نورون‌ها، از محدودیت‌های شبکه‌های رقابتیست. زیرا ممکن است وزن برخی از نورون‌ها از بردارهای ورودی تا حدی دور باشد بنابراین وزن‌های مذکور هیچ‌گاه آموزش نمی‌بینند و هرگز در رقابت پیروز نمی‌شوند، بدین ترتیب دیگر مهم نخواهد بود که آموزش شبکه چقدر طولانی و کامل باشد، زیرا این نورون‌های مرده در شبکه بدون هرگونه کارایی در نظر گرفته خواهند شد. برای حل این مشکل، با اطلاع از مقادیر این بردارها در آموزش با سرپرست، مقادیر اولیه وزن‌های لایه اول در نزدیکی بردارهای ورودی گروه‌های هدف مقداردهی می‌شوند. در نتیجه وزن‌های شبکه با تعداد کمتر دفعات آموزش به گروه‌های هدف همگرا شوند.

همچنین ماتریس وزن نورون‌های لایه دوم LW که ماتریسی $S_1 \times S_2$ است به صورت رابطه (۸) تعریف می‌شود. به این صورت بین نورون‌های اول تا هشتم لایه رقابتی (ستون‌های ماتریس LW) به ترتیب با نورون‌های اول تا پنجم لایه خطی (سطرهای ماتریس LW) اتصال برقرار می‌شود و سایر اتصالات بین نورون‌های دو لایه صفر می‌شوند.

$$LW = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

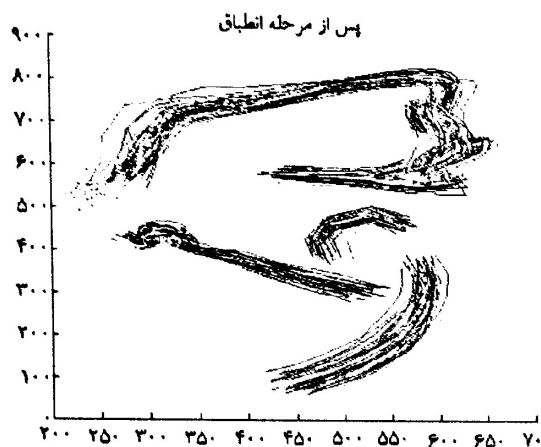
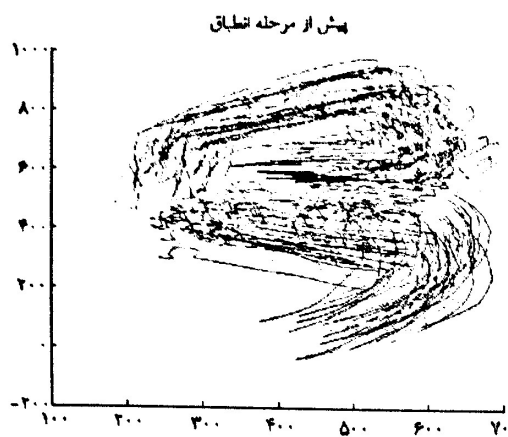
گام چهارم، تخمین موقعیت تقریبی لندمارک‌ها برای هر تصویر جدید است از آنجا که در مرحله ۳ روش قادر است کلاس صحیح را برای هر تصویر جدید مشخص نماید، با دانستن این کلاس، تمام تصاویر مجموعه آموزش که به کلاس مذکور تعلق داشتند انتخاب گردیده، بر تصویر جدید منطبق^{۵۱} می‌شوند و از آنها متوسط‌گیری می‌شود (شکل ۵). شایان ذکر است مرحله انطباق با در دست داشتن ۳ نقطه از تصویر و به وسیله روش خطی انطباق^{۵۲} اعمال می‌شود.

⁵⁰ Weights of Neurons in first layer
⁵⁴ Procrusters

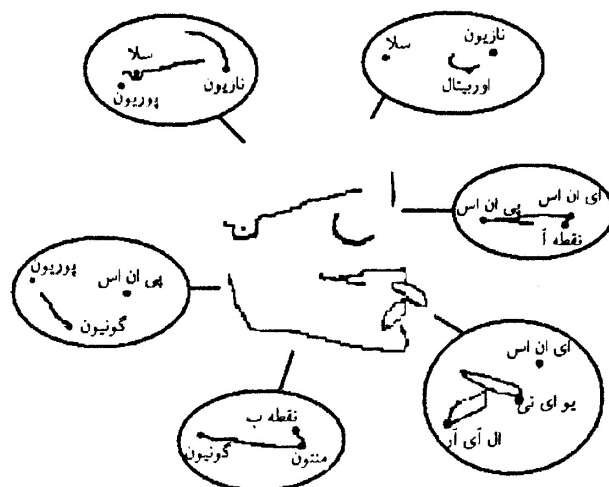
⁵¹ Align

⁵² Linear Conformal Alignment

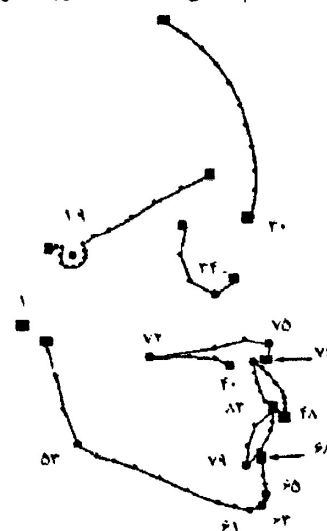
⁵³ Affine



شکل ۹- تصاویر قبل و بعد از مرحله انطباق در مدل شکل پذیر



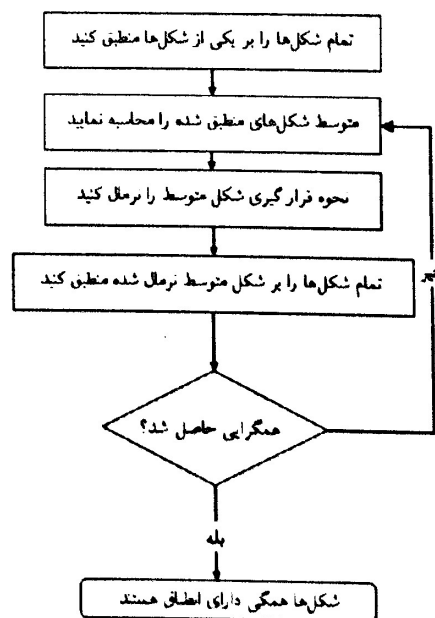
شکل ۶- تقسیم شکل به قطعات کوچکتر



شکل ۷- نقاط مربوط به کانتورها

سپس دستور کوواریانس پی سی ۵۵ با خروجی های زیر به کار می رود: پی سی شامل بردار های ویژه مخفی^{۵۶} شامل مقادیر ویژه و مشروح^{۵۷} شامل درصد کل واریانس در مشاهدات مختلف که به وسیله هر بردار ویژه توصیف می شود. بنابراین با در نظر گرفتن یک مقدار مناسب برای مقادیر مشروح که به طور معمول حدود ۰/۹ تا ۰/۹۵ در نظر گرفته می شود، تمام مقادیر پی سی و مخفی را که دارای مقادیر مشروح بیش از حد مذکورند، به عنوان ۱ مؤلفه اصلی استخراج می کنیم. سپس برای اعمال تجزیه روی مؤلفه اصلی، همراه با تصاویر سفالوگرام مربوط مورد استفاده قرار می گیرند.

روندی مشابه با الگوریتم فوق بر روی ماتریس پروفایل تفاضلی که از ۷ پیکسل در مسیر عمود بر لبه هر کدام از لندمارک ها تهیه شده اعمال می گردد تا خواص آماری مربوط به پروفایل خاکستری تصاویر نیز به دست آید. سپس برای هر تصویر جدید ورودی، یک مرحله جستجوی محلی در



شکل ۸- نمودار بلوکی انطباق تصاویر

^{۵۵} PCA Covariance

^{۵۶} Latent

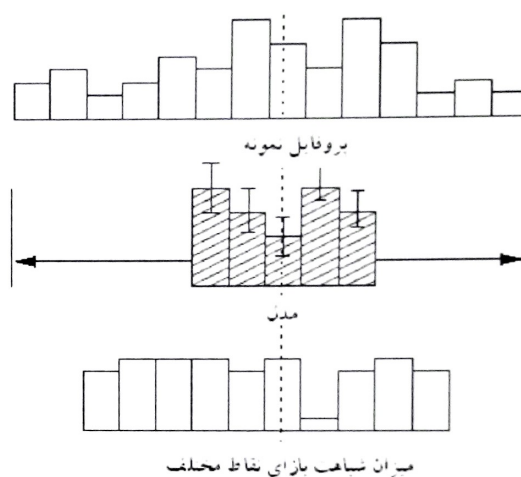
^{۵۷} Explained

به مجموعه تصاویر ایجاد شده که هم ابعاد آنها و هم دقت آنها پی در پی کاهش می‌یابد مجموعه هرمی از تصویر^{۵۹} گفته می‌شود. تعداد سطوح تجزیه در طرح حاضر نیز ۴ فرض شده است که مقدار آن با توجه به قدرت تفکیک تصاویر مورد استفاده محاسبه می‌گردد.

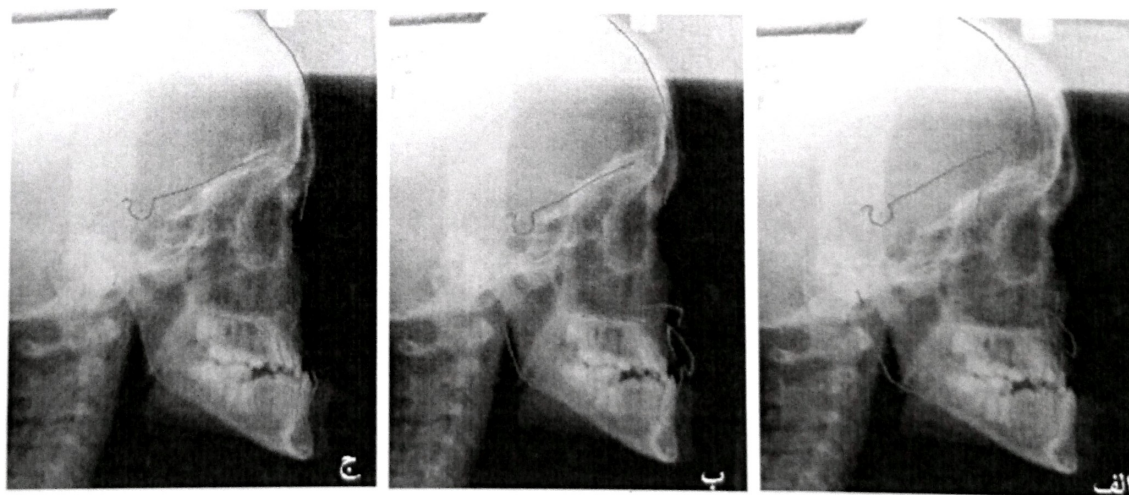
در گام آخر، یک روش انطباق الگو^{۶۰} پیشنهاد شده تا پس از همگرا شدن مدل شکل‌پذیر، موقعیت دقیق هریک از لندمارک‌ها شناسایی شود. برای این منظور ۳ روش مختلف پیشنهاد و نتایج آنها با هم مقایسه شده است. تمام این روش‌ها مبتنی بر اعمال همبستگی متقابل بین یک الگوی از پیش تعیین شده برای هر لندمارک و پنجره‌ای از تصویر مورد جستجو است. این پنجره در اطراف آخرین نقطه تعیین شده به وسیله مدل شکل‌پذیر در گام قبلی انتخاب می‌شود. زیرا منطقه‌ای در حوالی همگرا شدن روش مدل شکل‌پذیر دارای حداکثر احتمال وقوع لندمارک است. این روش به سه شیوه زیر مورد بررسی قرار گرفته است:

۱. الگوی تعیین شده برای تک تک لندمارک‌ها، با ۵ زاویه مختلف ($+5^\circ$ ، -5° ، $+2/5^\circ$ ، $-2/5^\circ$ و 0°) چرخانده می‌شود. در نتیجه ۵ کپی از هر الگو وجود دارد. سپس یک ترکیب خطی وزن‌دار^{۶۱} تشکیل شده از این ۵ کپی، به عنوان فضای الگو برای هر لندمارک در نظر گرفته می‌شود.

اطراف هر نقطه از شکل، به منظور یافتن بهترین نقطه وقوع پروفایل خاکستری مربوط صورت می‌گیرد و نقطه مذکور برای رسیدن به بهترین موقعیت ممکن، تغییر مکان می‌دهد (شکل‌های ۱۰ و ۱۱). در این تحقیق از روش قدرت تفکیک چندگانه^{۵۸} [۲۱] برای کاهش خطاها و رسیدن به بهترین انطباق در حداقل زمان استفاده شده است. فیلتر مورد استفاده در ایجاد قدرت تفکیک‌های مختلف، یک گوسین دوبعدی با ابعاد 5×5 است.



شکل ۱۰- محاسبه مقدار حرکت لازم برای دستیابی به بهترین انطباق



شکل ۱۱- الف) شکل متوسط بر روی سفالوگرام؛ ب) شکل متوسط بعد از منطبق شدن بر لندمارک‌های تخمین زده شده؛ ج) بعد از همگرا شدن روش مدل‌های شکل‌پذیر

⁵⁸ Multiresolution

⁵⁹ Pyramid of images

⁶⁰ Pattern matching

⁶¹ Weighted Linear Combination

۲. ابتدا مرحله هاف تونینگ^{۶۲} روی تصویر و الگو اعمال می شود تا بدون از دست دادن جزئیات و بدون استفاده از آستانه، تصویر را سیاه و سفید نماید. سپس مراحل ساخت فضای الگو و همبستگی متقابل دو بعدی مشابه شیوه قبل صورت می گیرد (شکل ۱۲).

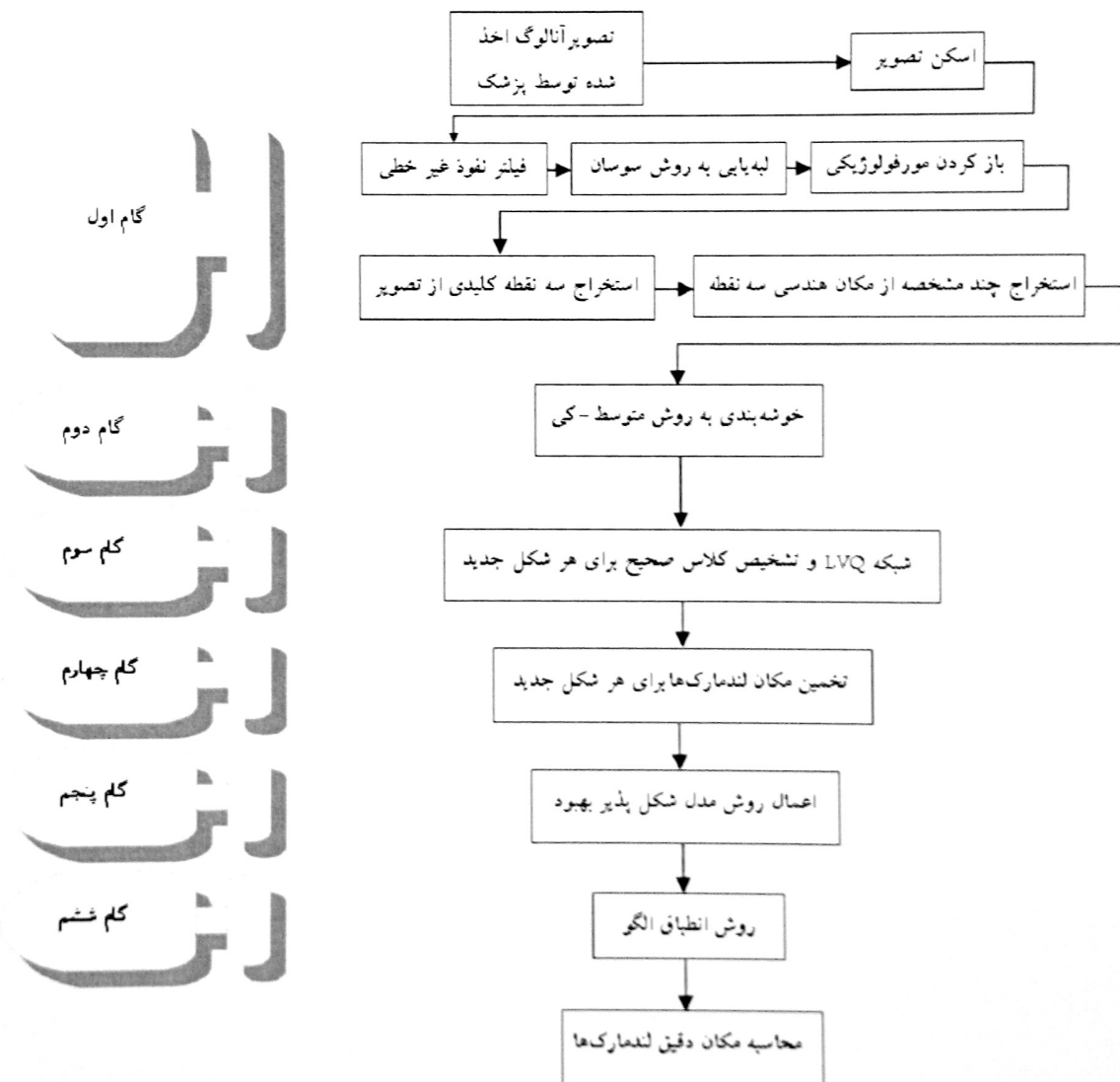
۳. ابتدا فیلتر نفوذ غیر خطی، تشخیص لبه سوسان و سر انجام باز کردن مورفولوژیکی روی تصویر و الگو انجام میشود. سپس مراحل ساخت فضای الگو و همبستگی متقابل دو بعدی مشابه شیوه ۱ صورت می گیرد (شکل ۱۳). روند کلی الگوریتم مورد پیشنهاد در شکل ۱۴ به صورت یک نمودار بلوکی نمایش داده شده است.



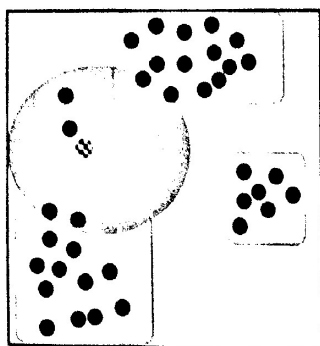
شکل ۱۲- تشکیل فضای الگو در شیوه اول.



شکل ۱۳- تشکیل فضای الگو در شیوه سوم



شکل ۱۴- نمودار بلوکی الگوریتم پیشنهادی



شکل ۱۵- دایره طرحدار: شکل جدید؛ دایره: طبقه‌بندی نادرست؛ مستطیل‌ها: کلاس‌بندی صحیح

اما در مواردی که بانک داده کوچک باشد (مانند بانک داده در این مقاله)، ممکن است برای هر تصویر جدید ورودی فقط ۱ یا ۲ مورد واقعاً شبیه به تصویر جدید در بانک داده موجود باشد. هرچند انتخاب ۵٪ از داده‌ها طبق پیشنهاد یو و همکاران [۱۷]، به انتخاب حدود ۴ تصویر منجر می‌گردد که عملاً تعدادی از آنها به اشتباه برگزیده شده، روند تخمین مکان لندمارک‌ها را غیرقابل اطمینان و آلوده به خطا می‌سازد (شکل ۱۵).

نتایج تخمین با روش جدید نشان می‌دهد که اگر سیستم را در این مرحله متوقف کنیم، خطا حدود $3/4\text{mm}$ خواهد بود. اگر روش در گام پنجم یعنی بعد از همگرا شدن مدل شکل‌پذیر متوقف گردد، متوسط خطا $2/8\text{mm}$ خواهد شد که هرچند همچنان بیش از نتایج مورد انتظار است، اما در مقایسه با روش مدل شکل‌پذیر معمولی [۱۱] حدود $5/5\text{mm}$ بهبود یافته است.

سرانجام در مرحله انطباق الگو خطای سه روش پیشنهاد شده به این ترتیب است: در روش اول، خطای نهایی به $2/1\text{mm}$ می‌رسد، اما زمان طولانی و محاسبات پیچیده‌ای برای رسیدن به پاسخ نیاز است. در روش دوم، با وجود اینکه پیچیدگی محاسبات نسبت به روش اول کمتر شده است، اما خطا به $2/4\text{mm}$ افزایش می‌یابد. بهترین روش موجود در میان موارد مطرح شده، روش سوم است که دارای خطای $1/9\text{mm}$ است. هرچند استفاده از نفوذ غیرخطی به زمان طولانی نیاز دارد، اما از آنجاکه این روند یک بار در گام اول طی شده، نیازی به تکرار آن نیست.

۳- نتایج

الگوریتم پیشنهادی، الگوریتمی کاملاً خودکار است و تمام مراحل یاد شده به صورت خودکار اجرا می‌شوند. در ضمن، پس از پایان محاسبات مربوط به مکان لندمارک‌ها، در صورتی که نتایج برای پزشک راضی کننده نباشد، یک مرحله اضافی انتخاب مکان لندمارک‌ها به وسیله کاربر صورت می‌گیرد. اما اگر نتایج راضی کننده باشد روند الگوریتم پایان می‌یابد و فواصل و زوایایی که از پیش به وسیله متخصص معرفی شده‌اند محاسبه می‌گردند. شایان ذکر است که خطاها و نتایج گزارش شده همگی مربوط به نتایج فرایند تمام خودکار هستند و واضح است که در صورت دخالت پزشک خطاهای مذکور به صفر می‌رسند. مدت زمان مکان‌یابی لندمارک‌ها و محاسبه زوایا و فواصل استاندارد اورتودونسی با استفاده از یک نوت بوک توشیبا مدل AS۲۰۰ با CPU اینتل^{۶۳} و ۱Gb حافظه، $2/34\text{s}$ بوده است.

چنان‌که در شکل ۲ دیده می‌شود، نتایج مرحله اول از این مقاله که یک روش جدید اعمالی بر روی سفالوگرام به حساب می‌آید، نشانگر بهبودی قابل توجه در کیفیت تصاویر نسبت به تصاویر اصلی است. دلیل این بهبود نیز توانایی روش نفوذ غیرخطی در حذف بخش‌های اغتشاشی و ناخواسته از یک سو و حفظ لبه‌ها از سوی دیگر است.

شبکه عصبی LVQ نیز در مرحله طبقه‌بندی روش پیشنهاد شده است. مهمترین مزیت این روش، در مواردی مشخص می‌شود که بانک داده بزرگی برای مرحله آموزش سیستم در دسترس نباشد. یو و همکاران [۱۷] برای محاسبه میزان شباهت بین یک تصویر جدید و بانک داده‌های آموزش روشی پیشنهاد کردند که در آن شباهت بر اساس فاصله اقلیدسی بین مشخصه‌های مبتنی بر فاصله اندازه‌گیری می‌شود. سپس برای هر تصویر جدید ورودی، ۵٪ از تصاویر بانک داده آموزشی که دارای بیشترین شباهت به تصویر جدید بودند، انتخاب شده پس از انطباق بر تصویر جدید، به منظور تخمین موقعیت لندمارک‌ها از آنها متوسط‌گیری می‌شود. روش مذکور از یک بانک داده نسبتاً بزرگ با ۲۵۰ تصویر بهره می‌برد.

^{۶۳}Toshiba AS200, Intel Centrino Duo CPU

۴- نتیجه گیری

این مقاله یک روش بهبود یافته در استفاده از مدل‌های شکل‌پذیر روی تصاویر سفالومتری پیشنهاد می‌کند و ترکیبی از چند نظر جدید در بهبود عملکرد آن است. داده‌های مورد استفاده شامل ۲۰ تصویر اخذ شده از بیماران ایرانی است، اما الگوریتم مورد نظر بر روی ۶۳ داده ارسال شده به‌وسیله انستیتو دندانپزشکی ایستمن^{۶۴} نیز نتایجی کاملاً رضایت بخش، با مقادیری بسیار نزدیک به خطاهای گزارش شده در این مقاله را به‌دست آورد [۲۳].

متغیرهای زیادی در این روش وجود دارند که می‌توانند جداگانه بررسی و بهینه‌سازی شوند. به عنوان مثال ۲ متغیر مهم فیلتر نفوذ غیرخطی، ۲ متغیر روش تشخیص لبه سوسان، اندازه و شکل المان در باز کردن مورفولوژیکی و متغیرهای متعدد دیگری در این زمینه مطرح‌اند.

همچنین روش‌های مختلفی برای بهبود نتایج می‌توانند به‌کار روند. به‌عنوان مثال خوشه‌بندی فازی، استفاده از مرحله تطبیق الگو حین روش مدل‌های شکل‌پذیر (نه پس از همگرا شدن آن) و طبقه‌بندی تصاویر به گروه‌های دارای خواص مشابه از نظر پروفایل خاکستری تصویر به منظور انتخاب الگوی مناسب برای هر کدام از گروه‌ها در مرحله تطبیق الگو و سرانجام استفاده از روش‌های دیگر مبتنی بر مدل مانند مدل‌های دارای ظاهر فعال^{۶۵} و پروفایل‌های مدیال^{۶۶}.

به منظور بررسی نتایج این روش، ۲۰ تصویر سفالوگرام که به صورت اتفاقی انتخاب شده‌اند، طی یک روش آزمون بر روی تک تک موارد به‌کار رفتند. به‌طور متوسط ۲۴٪ از ۱۶ لندمارک مورد نظر در فاصله ۱mm نقاط صحیح، ۶۱٪ در فاصله ۲mm و ۹۳٪ در فاصله ۵mm فرار گرفتند که در مقایسه با روش‌های مشابه پیشین بهبود قابل ملاحظه‌ای نشان می‌دهد (جدول ۳).

جدول ۳- مقایسه نتایج با مقالات مشابه.

میزان تشخیص صحیح			روش‌ها
در بازه ۵ mm	در بازه ۲ mm	در بازه ۱mm	
از پاسخ صحیح	پاسخ صحیح	پاسخ صحیح	روش هاتون
٪۷۵	٪۳۵	٪۱۳	روش یو
٪۸۸	٪۵۷	گزارش نشده	روش بررسی شده در مقاله
٪۹۳	٪۶۱	٪۲۴	

جدول‌های ۳ و ۴ مقایسه نتایج را نشان می‌دهد. به عنوان مثال در جدول ۴ برای تشخیص لندمارک نازیون روش مدل شکل‌پذیر معمولی دارای ۱۲/۸۵mm خطا، روش مدل شکل‌پذیر بهبود یافته با اندازه‌گیری شباهت بر اساس فاصله اقلیدسی ۳/۳۷mm خطا، روش مدل شکل‌پذیر بهبود یافته با خوشه‌بندی ۱/۱mm خطا و روش مدل شکل‌پذیر بهبود یافته با خوشه‌بندی و شبکه عصبی LVQ ۰/۰۷mm خطایند. هریک از تصاویر دارای ابعاد تقریبی ۱۷۰mm در ۲۰۰mm بودند و با قدرت تفکیک ۱۰۰dpi (هر میلی‌متر مربع معادل ۱۶pix) به تصاویر دیجیتال تبدیل شدند.

همچنین، جدول ۵ مقادیر متوسط، حداقل، حداکثر و انحراف معیار خطاهای هر کدام از لندمارک‌ها را با یکدیگر مقایسه می‌کند. با توجه به نتایج مشاهده می‌شود الگوریتم ضعیف‌ترین عملکرد را در تشخیص پوریون و بهترین عملکرد را در تشخیص متون دارد.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از راهنمایی‌های آقایان دکتر رامین کافیه و دکتر رفیع کافیه در تعیین صحیح لندمارک‌های دندانپزشکی مورد استفاده در این مقاله تشکر می‌شود.

^{۶۴} Eastman Dental Institute^{۶۵} Active Appearance Method^{۶۶} Medial Profile

جدول ۴- مقایسه نتایج با الگوریتم های مشابه

مدل شکل پذیر معمولی	خوشه بندی با I.V.QI و مدل شکل پذیر بهبود یافته	خوشه بندی و مدل شکل پذیر بهبود یافته	اندازه گیری فاصله و مدل شکل پذیر بهبود یافته	
۱۱/۹	۴/۶	۵/۶	۸/۱	پوریون
۸/۴	۲/۳	۳/۳	۳/۰۷	سلا
۴/۸	۰/۰۷	۱/۱	۳/۳۷	نازیون
۸/۸	۲/۳	۳/۳	۵/۴	اوریتال
۹/۴	۲/۷	۳/۷	۳/۱	یو آی آر
۹/۸	۲/۷	۴/۲	۳/۴	یو آی تی
۵/۵	۰/۰۸	۱/۱	۵/۲	گونینون
۵/۴	۰/۰۶	۰/۵۹	۲/۵	متون
۵/۷	۰/۴۷	۱/۰	۲/۶	گتسیون
۶/۰۹	۰/۵۱	۱/۵	۲/۸	پوگونینون
۸/۱	۱/۷۲	۲/۷	۳/۵	نقطه بی
۸/۱	۲/۳	۳/۴	۳/۴	پی ای اس
۹/۴	۲/۹	۳/۹	۳/۶	ای ان اس
۷/۱	۱/۸	۳/۴	۱/۰۶	نقطه آ
۷/۴	۱/۹	۳/۰۱	۳/۴	ال آی آر
۹/۵	۲/۳	۳/۳	۲/۸	ال آی تی
۷/۸	۱/۸۱	۲/۸	۳/۷	متوسط پاسخها

جدول ۵- مقادیر متوسط، حداقل، حداکثر و انحراف معیار

انحراف معیار	متوسط	حداقل	حداکثر	
۳/۸	۴/۶	۰/۵۱	۸/۳۹	پوریون
۲/۲	۲/۳	۰/۸	۳/۷۳	سلا
۰/۵	۰/۰۷	۰/۰۳	۲/۱۰	نازیون
۲/۱۷	۲/۳	۰/۶۹	۳/۴۲	اوریتال
۲/۴	۲/۷	۰/۴	۴/۵۴	یو آی آر
۳/۳	۲/۶	۰/۰۳	۴/۹۴	یو آی تی
۰/۷۵	۰/۰۸	۰/۰۵	۱/۲۳	گونینون
۰/۳۴	۰/۰۶	۰/۰۲	۰/۴۶	متون
۰/۸	۰/۴۷	۰/۱۲	۱/۴۸	گتسیون
۱/۱	۰/۵	۰/۲۵	۲/۰۸	پوگونینون
۲/۰۵	۱/۷	۰/۲۴	۲/۸۰	نقطه بی
۲/۰	۲/۴	۰/۰۷	۳/۲۸	پی ان اس
۲/۵	۲/۹	۰/۴۳	۴/۹۵	ای ان اس
۲/۲۲	۱/۸	۰/۶۹	۲/۶۰	نقطه آ
۲/۰۸	۱/۹	۱/۱۷	۲/۴۰	ال آی آر
۲/۸	۲/۳	۰/۰۳	۴/۱۷	ال آی تی

مراجع

- medical image processing. Proceeding of Seventh International Conference on tools with Artificial Intelligence. 1995: 242-249.
- [14] Innes A., Ciesielski V., Mamutil J., John S., Landmark detection for cephalometric radiology images using pulse coupled neural networks. Int. Conf. in computing in communication 2002: 391-396.
- [15] El-Feghi I., Huang S., Sid-Ahmed M.A., Ahmadi M., X-ray Image Segmentation using Auto Adaptive Fuzzy Index Measure. The 47th IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems 2000; 499-502.
- [16] Chakrabarty S., Yagi M., Shibata T., Gawenberghs G., Robust cephalometric landmark identification using support vector machines. in Proc. Int. Conf. Multimedia and Expo 2003; 429-432.
- [17] Yue W., Yin D., Li C.H., Wang G., Locating Large-Scale Craniofacial Feature Points on X-ray Images for Automated Cephalometric Analysis. IEEE 2005, International Conference on Image Processing, Volume 2: 1246-9.
- [18] Mr'azek P., Nonlinear Diffusion for Image Filtering and Monotonicity Enhancement. Available from: <http://cmp.felk.cvut.cz/pub/cmp/articles/mrazek/Mrazek-phd01.pdf>
- [19] Smith S.M., SUSAN Low Level Image Processing. Available from: <http://users.fmrib.ox.ac.uk/~steve/susan>.
- [20] Cootes T.F., Taylor C.J., Active shape models. In D. Hogg and R. Boyle, editors, 3rd British Machine Vision Conference 1992; 266-275.
- [21] Cootes T.F., Taylor C.J., and Lanitis A., Active shape models: Evaluation of a multi-resolution method for improving image search. In E. Hancock, editor, 5th British Machine Vision Conference 1994; 327-336.
- [22] Tanaka K., Sano M., Ohara S., and Okudira M., A parametric template method and its application to robust matching. Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition 2000; 620-627.
- [23] Kafieh R., Sadri S., Mehri A., Raji H., Discrimination of Bony Structures in Cephalograms for Automatic Landmark Detection, Book Series "Communications in Computer and Information Sciences". Book: Advances in Computer Science and Engineering; Springer Berlin Heidelberg, pp. 609-620, 2008.
- [1] Rakosi T., An Atlas and Manual of Cephalometric Radiology. London, U.K.: Wolfe Medical; 1982; 1-27, 43-90.
- [2] Luevy-Mandel M., Venetsanopoulos A., Tsotsos J., Knowledge based landmarking of cephalograms. Comput. Biomed 1986; 19: 282-309.
- [3] Parthasaraty S., Nugent S., Gregson P.G., Fay D.F., Automatic landmarking of cephalograms. Comput. Biomed 1989; 22: 248-269.
- [4] Yan C.K., Venetsanopoulos A., Filleray E., An expert system for landmarking of cephalograms. Proceedings of the Sixth International Workshop on Expert Systems and Applications 1986; 337-356.
- [5] Tong W., Nugent S., Gregson P., Jesen G., Fay D., Landmarking of cephalograms using a microcomputer system. Comput. Biomed 1990; 23 (4): 358-397.
- [6] Ren J., Liu D., Shao J., A knowledge-based automatic cephalometric analysis method. In Proc. 20th Annu. Int. Conf. IEEE Engineering in medicine and biology Soc. 1998; 123-127.
- [7] Davis D.N., Taylor C.J., A blackboard architecture for automating cephalometric analysis. Med. Inf. 1991; 16 (2): 137-149.
- [8] Cardillo J., Sid-Ahmed M., An image processing system for locating craniofacial landmarks. IEEE Trans. Med. Imag. 1994; 13 (2): 275-289.
- [9] Rudolph D., Sinclair P., Coggins J., Automatic computerized radiographic identification of cephalometric landmarks. Am. J. Orthod. Dentofec. Orthop. 1998; 13 (2): 173-179.
- [10] Grau V., Juan M., Monserrat C., and Knoll C., Automatic localization of cephalometric landmarks. J. Biomed. Inf. 2001; 34: 146-156.
- [11] Hutton T.J., Cunningham S., Hamrmond P., An evaluation of active shape models for the automatic identification of cephalometric landmarks. European Journal Orthodontics 2000; 22 (5): 499-508.
- [12] Chen Y., Cheng K., Liu J., Improving cephalogram analysis through feature subimage extraction. IEEE Eng. Med. Biol. Mag. 1999; 18 (1): 25-31.
- [13] Uchino E., Yamakawa T., High speed fuzzy learning machine with guarantee of global minimum and its application to chaotic system identification and