Adaptive Gestenerkennung mit Variationsabschätzung für interaktive Systeme

Maxim Boianetchii¹ und Marian Stein²

¹ Universität Rostock maxim.boianetchii@uni-rostock.de ² Universität Rostock marian.stein@uni-rostock.de

- 1 Einführung
- 2 Ähnliche Arbeiten
- 3 Interaktionsprinzipien
- 4 Zugrunde liegendes Modell
- 5 Erkennung von realen 2D-Gesten

Um die Gestenauswertung zu evaluieren, wurde die Gestendatenbank von Wobbrock et al.[1] verwendet. Diese enthält Daten von 16 Stiftgesten, die von zehn Teilnehmern in drei verschiedenen Geschwindigkeiten jeweils zehn mal aufgenommen wurden. Für die Versuche wurden pro Geste zufällig aus den Daten eines Teilnehmers jeweils ein Trainings- und ein anderer Testdatensatz ausgewählt. Insgesamt wurden 4 verschiedene Tests durchgeführt, die jeweils 100 Mal wiederholt wurden:

- 1. Gleiche Testbedingungen, wie sie von Wobbrock[1] verwendet wurden.
- 2. Einfluss von geänderten Verteilungsparametern.
- Verwendung von Trainings- und Testdaten mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten.
- Genauigkeit der Erkennung von Gesten, während sie noch nicht abgeschlossen sind.

Bei allen Tests außer 3. wurden Trainings- und Testdaten mit der gleichen Geschwindigkeit gewählt. Da GVF auch Veränderungen in den Gesten erkennen und ausgeben soll, ergibt sich für diese Tests ein Zustandsraum x_k , der aus der Phase p_k , der Geschwindigkeit v_k , der Skalierung s_k und dem Drehwinkel α_k besteht.

5.1 Erkennung von Beispielen gleicher Geschwindigkeit

Im ersten Test wurde die durchschnittliche Erkennungsrate sowie die Standartabweichung von GVF mit den erreichten Werten von \$1 Recognizer[1], DTW und GF verglichen. Im Vergleich zu GF erreicht GVF eine bessere Erkennungsrate (98,11% gegenüber 95,78%), was sich darauf zurückführen lässt, dass GVF sich an Skalierung und Drehung anpasst. Auch im Vergleich mit den beiden Offline-Methoden erreicht GVF leicht bessere Erkennungsraten (98,11% gegenüber 97,27% bzw. 97,86%).

5.2 Einfluss der Verteilungparameter auf die Erkennung

Im zweiten Test wurde der Einfluss der Standartabweichung σ und der Parameter v der Student'schen t-Verteilung auf die Erkennungsrate untersucht. Untersucht wurden dabei für σ in Zehnerschritten Werte von 10 bis 150 und für v die Werte 0.5, 1, 1.5 und ∞ (hier entspricht die Verteilung einer Gaussverteilung).

Die Ergebnisse sind in Graph X zusammen mit den Erkennungsraten der beiden Offline-Methoden dargestellt.

Hier sind zwei Beobachtungen festzustellen. Erstens, dass die Erkennungsrate die Beste ist für beschränkte σ und v. Zweitens, dass die Verwendung einer Student'schen t-Verteilung anstatt einer Gaussverteilung den Vorteil hat, dass die Erkennungsrate wesentlich weniger von σ abhängt.

5.3 Erkennung von Beispielen verschiedener Geschwindigkeit

Im dritten Test wurden die Erkennungsraten von GVF mit denen des \$1 Recognizers verglichen. Diesmal wurden allerdings die Vorlage und die Testgeste aus verschiedenen Geschwindigkeitsgruppen verwendet. Tabelle Y zeigt die Erkennungsraten der unterschielichen Kombinationsmöglichkeiten. Es wird deutlich, dass insgesamt die durchschnittliche Erkennungsrate beider Algorithmen vergleichbar ist (94,6% gegenüber 94,8%). Ebenso fällt auf, dass die schlechtesten Ergebnisse erreicht werden, wenn Vorlage und Testgeste entgegengesetzte Geschwindigkeiten haben, mit Genaunigkeiten von 88,3% bzw. 85,9%.

5.4 Früherkennung der Gesten

Zuletzt wurde die Erkennung der Gesten untersucht, während sie ausgeführt werden. In Graph Z sind die Früherkennungsraten von GVF und GF in Abhängigkeit vom Fortschritt der Geste dargestellt. Es wird deutlich, dass GVF über den ganzen Messbereich bessere Erkennungsraten erreicht als GF. So erzielt GVF im Schnitt bereits nach 10% der Geste eine Genauigkeit 67% und erreicht bereits nach 40% Fortschritt 90% Genauigkeit.

Literatur

1. O. Wobbrock, A. D. Wilson, and Y. Li. Gestures without libraries, toolkits or training: A \$1 recognizer for user interface prototypes. *Proceedings of the 20th Annual ACM Synopsium on User Interface Software and Technology*, 2007.